



**SZENT ISTVÁN EGYETEM  
GÖDÖLLŐ**

**DOKTORI (Ph.D.) ÉRTEKEZÉS**

**Csődelőrejelző modellek alkalmazhatósága**

**Hargita megyei vállalkozásoknál**

Készítette:

**Fejér-Király Gergely**

Témavezető:

**Dr. Borszéki Éva**

**professzor emeritus,**

**a közgazdaságtudomány kandidátusa**

**Gödöllő**

**2016**

**A doktori iskola megnevezése:** **Gazdálkodás és Szervezéstudományok Doktori Iskola**

**A doktori iskola tudományága:** **Gazdálkodás- és szervezéstudományok**

**A doktori iskola vezetője:** **Dr. Lehota József**  
egyetemi tanár  
MTA doktora  
Szent István Egyetem  
Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar  
Üzleti Tudományok Intézete

**Témavezető:** **Dr. Borszéki Éva**  
professzor emeritus  
Szent István Egyetem  
Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar  
Pénzügyi és Számviteli Intézet

.....  
Az iskolavezető jóváhagyása

.....  
A témavezető jóváhagyása

## TARTALOMJEGYZÉK

1. BEVEZETÉS .....	4
1.1. A téma jelentősége.....	4
1.2. Célkitűzések, hipotézisek .....	6
2. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS .....	9
2.1. A vállalatok teljesítményének mérése pénzügyi mutatószámok segítségével.....	9
2.2. A vállalati csőd elméleti kerete.....	18
2.3. A csődeljárás jogi szabályozása Romániában.....	26
2.4. A csődelőrejelzés és fizetéseképtelenség kutatásának fejlődési története .....	27
2.4.1. A csődelőrejelzéssel és fizetéseképtelenséggel kapcsolatos kutatások.....	29
2.4.2. A magyarországi és romániai csődkutatás helyzetének ismertetése.....	37
2.5. A vállalatok adóminősítése a pénzügyi intézeteknél.....	40
2.6. Fizetéseképtelen vállalatok helyzete Romániában .....	45
3. ANYAG ÉS MÓDSZER .....	50
3.1. A felhasznált adatállomány ismertetése, az adatok előkészítése.....	50
3.2. A vállalati fizetéseképtelenség előrejelzésénél alkalmazott elemzési módszerek .....	54
3.2.1. A logisztikus regresszió.....	55
3.2.2. Mesterséges neurális háló .....	58
3.2.3. Főkomponenselemzés .....	60
4. AZ EREDMÉNYEK BEMUTATÁSA .....	62
4.1. A Hargita megyei vállalkozások pénzügyi teljesítményének értékelése .....	62
4.2. Logisztikus regresszióval előállított modell értékelése .....	69
4.3. Neurális hálóval előállított modell értékelése.....	75
4.4. Főkomponenselemzésen alapuló modellek .....	77
4.4.1. Főkomponens alapú logisztikus regressziós modell.....	80
4.4.2. Főkomponens alapú neurális hálómodell .....	85
4.5. Új és újszerű tudományos eredmények .....	93
5. KÖVETKEZTETÉSEK ÉS JAVASLATOK .....	96
6. ÖSSZEFOGLALÁS.....	98
7. MELLÉKLETEK .....	102

## 1. BEVEZETÉS

A társadalomtudományokban egyre bővül napjainkban az elméleti megközelítések, alkalmazott módszerek köre, így a pénzügyek területén is gyakrabban találkozunk új megközelítésekkel. A pénzügyi kutatások többsége még mindig a befektetésekre koncentrálódik.

### 1.1. A téma jelentősége

A vállalati pénzügyi kutatások terén az elmúlt években egyre nagyobb teret kapott a vállalati pénzügyi modellezés és a vállalati pénzügyi előrejelzés. A pénztőke szabad áramlása lehetőséget teremtett számos befektető részére, arra készítve őket, hogy a tőkét befektetési céljaiknak, hozamvárakozásaiknak megfelelően helyezték el. A *pénztőke korlátolt léte* és a racionális gondolkodás készíti a befektetőket arra, hogy a pénzt minimális kockázat mellett fektessék be. A pénztőke tulajdonosai szeretnék pénzüket visszakapni egy adott konstrukcióban, ugyanakkor a használat és az idő függvényében kamatot, részesedést követelnek a felhasznált pénztőke után. A befektetések, beruházások kockázatos kimenetele miatt folyamatos ellenőrzés alatt tartják kihelyezett pénzeiket. Gazdasági, pénzügyi válságok sokkhatása gyakran a csőd szélére sodorja a vállalkozásokat, vállalatokat, befektetéseket, így jelentős költséget okoznak a tőke tulajdonosainak és a társadalomnak egyaránt.

A vállalati csőd *költséges jelenség* a gazdasági szereplők számára. A hitelezők elveszítik pénzüket, a vállalatot felszámolási költségek terhelik, az alkalmazottak nem kapják meg – vagy csak részben kapják meg – béreiket, a tulajdonosok értéken aluli összegeket kapnak vissza – vagy egyáltalán nem kapnak semmit. Emellett egy nagyobb vállalat esetében a csőd hatással lehet beszállítóira is, mivel egy nyitott gazdaság esetében a kereskedelem a határokon is átnyúlik, nagyobb kockázatot hordozva magában. Ez az összefonódás és a kereskedelmi körbetartozás vezethet csoportos, iparágon belüli csödhöz is, ami az állami költségvetés számára egyrészt jövedelemkiesést, másrészt pótlólagos társadalombiztosítási költségeket jelenthet. Ezt a jelenséget nevezik még a csőd „fertőző hatásának” is.

Az Amerikai Egyesült Államokban a nem megfelelően szabályozott jelzálogpiac hatása 2007-ben egy olyan sorozatos pénzügyi válságot idézett elő a pénzügyi intézetek körében, amely a 2008-as év augusztusában Európát, ezen belül pedig Romániát is elérte. A pénzügyi válságot egy hosszabb gazdasági válság követte. A gazdasági válság és a bázeli tőkeegyezmény hatására a vállalati csödelőrejelzés erőteljes fejlődésnek indult, ezen belül megfogalmazódott a szükséglet a kis- és középvállalkozások csödkutatása iránt. Eddig a csödkutatás főleg a nagy vállalatok és bankok körét érintette, a kis- és közepes vállalatok vizsgálata elhanyagolható volt (Bellovary et al., 2007). A csödelőrejelzés fejlődését segítette az elméleti tudomány és a technika fejlődése is. Az utóbbi években felmerülő adósság-felhalmozás, illetve ezen adósságok visszafizetésének kockázata növekedett, teret adva a csödelőrejelzés módszertani és alkalmazás- területén a fejlődésnek. A kutatások nagy része a nagy vállalatok fizetéseképtelenségének és csödbe jutásának modellezésével foglalkozott, azonban a bázeli tőkeegyezményt követően a kis- és középvállalkozások (KKV) fizetéseképtelenségének és csödelőrejelzésének a vizsgálata is gyakoribbá vált az Amerikai Egyesült Államokban és a nyugat-európai országok körében. Viszont a közép-kelet európai országokban a KKV-szektor pénzügyi, és ezen belül a fizetőképesség- vagy csödkutatása hiányos.

Az Európai Unió tagállamaiban a vállalkozások számának zömét (több mint 99%-át) a kis- és közepes vállalatok teszik ki. Romániában is hasonló a helyzet, a vállalati szegmens 99,70%-át a kis- és közepes vállalkozások (KKV) teszik ki (European Commission Fact sheet, 2013 és az Eurostat adatai alapján). A KKV-szektor teljes árbevétele 2014-ben, uniós átlagban a vállalati szektoréből 57,80% volt, míg Romániában ez az érték 50,89%. A EU-ban 2014-ben az összes

vállalati foglalkoztatott 66,67%-a KKV-szektorban volt, Romániában ugyanebben az időszakban ez az arány 65,57% volt (Eurostat). Az adatokat vizsgálva megállapítható, hogy a KKV- szektor jelentős részt képvisel egy ország gazdaságában, és adott esetben annak fejlődésében. Ezért tartottam fontosnak a KKV-szektor tanulmányozását pénzügyi szempontból.

A KKV-szektor hátrányosan érintett a pénzügyi piacok tökéletlenségei miatt. Számos kis- és közepes vállalat hátrányos helyzetbe kerül, amikor külső finanszírozáshoz folyamodik, szemben a nagyvállalatokkal. Hargita megye vállalati szektorát a KKV-k jellemzik, 2015-ben a megyében összesen 13 nagyvállalatot tartott számon a Pénzügyi Minisztérium. Ugyanakkor elmondható, hogy a vállalati hitelállomány nem jelentős. A Román Nemzeti Bank adatai alapján a megye vállalati hiteleinek aránya az országosból 0,56%-ot tett ki 2015-ben (Román Nemzeti Bank). Ha azt is figyelembe vesszük, hogy a vállalati adatminta összes tartozásából több mint 70% rövid távú tartozás, feltételezhető a megyei vállalatok esetében is, hogy tevékenységüket főleg rövid távú hitelekkel oldják meg. A kereskedelmi hitel, a rövid lejáratú forrás nagyobb aránya a tartozásokból a körbetartozások növekedésének és a fizetőképesség romlásának a következménye (Borszéki, 2008).

A vállalati szektor ismerete fontos a gazdaságfejlesztési döntéshozók, illetve a hitelnyújtó intézmények számára. Ez utóbbiakat a vállalatok pénzügyi egészsége még jobban érdekli, hiszen a kihelyezett hitelekkel szeretnék kamattal együtt visszakapni. A hitelintézetek számára fontos a csődbe jutás, a fizetéseképtelenség kockázatának ismerete. Tekintettel arra, hogy a vállalati hitelkérelmezők nagy része kis- és közepes vállalkozás, amelyekre átlag feletti hitelezési kockázat jellemző, fontos olyan modellek készítése, amelyek a csőd vagy fizetéseképtelenség kockázatát tesztelik.

Romániában a pénzügyi kutatások nagy része a tőkepiacokkal foglalkozik, míg a vállalati pénzügyi téren született kutatások és ezek eredményeinek publikálása főleg a tőzsdén jegyzett vállalatokat érinti. A vállalati csőd vagy fizetéseképtelenség kutatása hiányos, s ennek az oka főleg a pénzügyi adatok hiányában keresendő. Az eddig született tanulmányok tőzsdén jegyzett vállalatok (nagy vállalatok) pénzügyi helyzetét, fizetéseképtelenségének az okát vizsgálják. Ezekben a tanulmányokban a szerzők főleg ismert csődelőrejelző modellek találati értékét tesztelik. Nagyon kevés olyan tanulmány született, amely országos, esetleg megyei adatokon alapszik, emellett a tanulmányok döntő többsége kis mintát használt. Ezen megfigyelések alapján megállapítható, hogy a KKV-szektor csőd- és fizetéseképtelenség-kutatása országos szinten kiegészítésre szorúl.

Románia vállalati szektorát a magas fizetéseképtelenség jellemzi, hiszen 2014-ben ezer aktív vállalatra 32 fizetéseképtelen vállalat jutott. Ezzel az ország közép-kelet-európai viszonylatban a legrosszabb értékkel rendelkezett (Sielewicz, 2015), annak ellenére, hogy 2013-hoz képest jelentősen javult a helyzet (2013-ban ezer aktív vállalatra 47 fizetéseképtelen vállalat jutott országos szinten). Hargita megyében az országos adatokhoz viszonyítva a fizetéseképtelen vállalatok száma ezer aktív vállalatra vetítve az országosnál magasabb volt (36 fizetéseképtelen vállalat jutott ezer aktív vállalatra). A vállalati szektor pénzügyi adatait vizsgálva megállapítható, hogy a növekvő árbevétel ellenére nőtt a követelések behajtásának ideje. Az ágazatok közül a turizmust és a kereskedelmet érintette legjobban a fizetéseképtelenség.

## 1.2. Célkitűzések, hipotézisek

A csőd és fizetési képtelenség okának feltárását a vállalati pénzügyeket kutatók segíthetik, megkönnyítve ezáltal a döntéshozók munkáját. A KKV-szektor csőd kutatását területi, regionális síkon fontosnak tartom, mivel a vállalati fizetési képtelenség, a csőd sok esetben az adott régió fejlettségétől és a benne tevékenykedő vállalatok kapcsolataitól is függ. Értekezésem a KKV-szektor csőd kutatásának hiányosságát részben pótolja, és ez adja a téma aktualitását is.

Doktori disszertációm célja vállalati pénzügyi mutatók segítségével készített, csődöt előrejelző modellek tesztelése, alkalmazása Hargita megye vállalati pénzügyi kimutatásainak adatait véve alapul a kis- és középvállalkozások esetében. Az elméleti szakirodalmi kutatás során világossá vált számomra, hogy Romániában a pénzügyi kutatások főleg makrogazdasági és tőkepiaci irányultságúak, míg a vállalati pénzügyi modellezés és a csődelőrejelzés, illetve a pénzügyi mutatók statisztikai alkalmazása még számos lehetőséget kínálnak a kutatók számára. Az alkalmazott modelleket főleg nagy vállalatok esetében tesztelték. E tanulmányok egy része az Altman-féle Z mutató alkalmazhatóságát teszteli kis mintán (a romániai csőd kutatás helyzetét a szakirodalmi áttekintő részben bővebben ismertetem). Lízal és Schwarz (2012) illetve Karas és Režňáková (2013) cikke is arra hívja fel a figyelmet, hogy a közép-kelet-európai térségen belül a csődelőrejelző empirikus kutatások hiányosak. A fizetési képtelenség vagy a csőd korai felismerése a gazdaság számos szereplőjének érdeke; ezek közül a legérdekesebbek a csőd elkerülésében a hitelezők, a tulajdonosok és az állam. A vállalkozások esetében főleg a korai, induló szakaszban gyakori a tulajdonosok azon érdeke, hogy a vállalkozást csődbe juttassa (Noszkay, 2002).

A kis- és középvállalkozások esetében a csődelőrejelzést, mint alkalmazható modellt két ok miatt is hajlamosak elhanyagolni a tulajdonosok:

1. nincs megfelelő tudásuk ezek alkalmazhatóságára;
2. nem tartják fontosnak ezen modell követését. Ennek oka lehet az is, hogy a modellek bizonyos időszak után elévülnek, ugyanakkor a modelleket a megfelelő gazdasági ciklushoz kell igazítani.

Az információs rendszerek fejlődésével és széles körű alkalmazásával a fizetési képtelenséget előrejelző modellek beépíthetők a vállalati információs rendszerekbe, fontos eszközzé válhatnak a vezetők kezében, hiszen döntésük kimenetele hatással van a vállalati pénzügyekre, illetve a fizetőképességre.

Az idők során született elméleti és empirikus kutatások nem adtak egyértelmű választ arra, hogy hogyan lehet a legmegbízhatóbban előre jelezni a fizetési képtelenséget vagy a csőd bekövetkezésének valószínűségét.

Több kutatás és publikáció a csőd fogalmát összekeveri a fizetési képtelenség fogalmával; a fogalom tisztázásával külön foglalkozom, ugyanakkor kutatásom során a mintán alkalmazott modellek a csőd fogalmához köthetőek. Véleményem szerint a két fogalom összemérésének egyik oka, hogy a modell megalkotásához szükséges pénzügyi adatok gyakran olyan információt hordoznak, amelyek elsősorban fizetési képtelenséget jeleznek, de ez még nem jelenti azt, hogy a vállalat csődbe jutott.

A dolgozatomban célja volt az is, hogy olyan csődelőrejelző modellt dolgozzak ki a Hargita megyei vállalatok esetében, amely alkalmazható bankok vagy hitelminősítők számára. Nem utolsósorban a romániai csőd kutatást kívántam kiegészíteni a KKV-szektor vizsgálatával területi síkon.

Vállalati szerkezetét tekintve Hargita megyét kis- és középvállalatok jellemzik. A kis- és középvállalatok csőd- és fizetési képtelenségének és csőd kutatása csak az elmúlt években nyert teret. Ennek oka a bázeli II. egyezmény 2005-től való alkalmazása. Hatályba lépésekor számos kritika fogalmazódott meg kormányzatok, KKV-érdekvédelmi szervezetek részéről, mivel a

magas tőkeköltség negatívan érintheti ezen vállalatokat, amelyek a gazdaságok mozgatói. Altman és Sabato (2005), illetve Berger (2006) cikkei is foglalkoztak a bázeli egyezmény hatásával a KKV-szektorra, azonban a KKV-szektor fizetésképtelenségi előrejelzésének modellezése 2005-ig igencsak hiányosnak tekinthető (Altman–Sabato, 2005). A KKV-szektor hitelezés szempontjából kockázatosabbnak tekinthető (Altman–Sabato, 2005), mivel a gazdasági változásoknak, sokkhatásoknak jobban ki vannak téve, mint a nagyvállalatok, ugyanakkor a KKV-hitelezés erős hatással van a bankok eredményességére is (Kolari et al., 2006, Berger, 2006).

Doktori disszertációmban a következő hipotéziseket fogalmaztam meg a vállalati csődöt előrejelző modellek magalkotására és alkalmazhatóságára vonatkozóan.

*H1: A Hargita megyében lévő kis- és középvállalkozások mérete nem befolyásolja a várható csőd kialakulását. A vállalat mérete és a várható csőd kialakulása között nincs szignifikáns kapcsolat. A vállalat méretét jellemző mutatók nem javítják a modellek találati értékét.*

A szakirodalom szerint a nagy vállalatok – tevékenységük szempontjából – jobban diverzifikáltak, ebből kifolyólag könnyebben jutnak hozzá finanszírozási forrásokhoz (sok esetben olcsóbban), ezért a csődbe jutásuk esélye alacsonyabb, mint a kisebb társaságoké. Ezen tényt számos tanulmány is alátámasztja (mint például Ohlson írása, 1980). A kis- és középvállalkozások esetében lehet, hogy kevésbé indítanak csődeljárást, mivel kisebb a csődeljárás végeztével szereshető követelés értéke, mint a csődeljárás költsége. Altman és társai (2010) arra a következtetésre jutottak, hogy a vállalati méret befolyásoló tényező az én hipotézisemmel ellentétben. Tanulmányukban egy alsó eszköz-értékhatárt is megállapítottak, amely fölött a vállalat ellen többször indítottak eljárást a hitelezők (Altman et al., 2010). Berger (2006) szerint a nagyvállalatok hitelezése nagyobb kockázattal jár, mint a KKV-k esetében. Nem szabad elfelednünk azt a tényt sem, hogy a KKV-szektor jelentős részt tesz ki a gazdaságban, és finanszírozása a bankok szempontjából jelentős. Nincs egyértelmű bizonyíték arra, hogy a vállalati méret befolyásolja a csőd bekövetkezését. Kutatásomban a vállalat méretének nagyságát az árbevétel és a mérlegfőösszeg természetes alapú logaritmusával mértem, azt vizsgáltam, hogy a modellek esetében kiválasztásra kerül-e bármelyik mutató vagy sem, ugyanakkor a modellben mennyire magyarázó változók.

*H2. A Hargita megyei kis- és középvállalkozások csődjét a működő tőke és a hozzá kapcsolódó forgási sebesség mutatók képesek jobban előre jelezni. A megye kis- és közepes vállalatainak csődbe jutásának oka mögött a körbetartozások húzódnak.*

A csődmodellezésben alkalmazott mutatószámok között gyakran megjelenő változó a negatív saját tőke, illetve a likviditási mutatók romlása, azonban idővel számos tudományos publikáció arra a következtetésre jutott, hogy a likviditási mutatók statikus képe kevésbé alkalmas vállalati fizetésképtelenség vagy csőd előrejelzésére, míg a dinamikus cash flow alapú mutatók és jövedelmezőséget meghatározó mutatók jelenléte a modellben jobban magyarázzák a vállalati csődöt. Véleményem szerint a megyei vállalatok esetében a fizetésképtelenség, a csőd főleg az egymással folytatott tranzakciók és tartozások miatt következik be. Ezt figyelembe véve a fizetésképtelenséget előrejelző modellek esetében azon vállalati pénzügyi mutatók jelennek meg, amelyek a működő tőkével, napi tevékenységgel könnyebben kapcsolatba hozhatóak. A cash flow mutatók, illetve az eladósodottsági mutatók kisebb magyarázó erővel bírnak. A hipotézisnek a helyességét a modellekben való változók jelenlétével vagy hiányával igazoltam. Ugyanakkor megvizsgáltam, hogy azon modellek, amelyekben a stock-mutatók helyett átlagot alkalmazok, pontosabb becslésre képesek-e, mint a sima-stock mutatókon alapuló viszonyszámokból álló modellek.

*H3. A főkomponens-elemzés segítségével készült csődöt előrejelző modellek megbízhatóbbak, mint a mutatók egyedi értékeiből képzett modelleké.*

A vállalati csőd előrejelzésére alkalmazott többváltozós statisztikai módszerek több feltételt támasztanak a használt változókkal szemben, amelyek a valós gazdasági helyzetben sokszor nem lelhetők fel. A csődkutatás esetében a vállalati pénzügyi mutatók segítségével képezhetők olyan modellek, amelyek a vállalat fizetőképességét vagy csődbe jutásának valószínűségét határozzák meg. A jelenség feltárásához több vállalati pénzügyi mutató használható. A sok pénzügyi változó egyszerre történő vizsgálata nehézkessé teszi a kutató munkáját, mivel meg kell találni azon pénzügyi mutatókat, amelyek képesek nagyobb pontossággal meghatározni egy negatív gazdasági esemény bekövetkezését. A kevés változó használata azonban jelentős információvesztést okozhat egy jelenség tanulmányozásánál. A többváltozós statisztikai elemzések között a főkomponens-elemzés segítségével a vállalati pénzügyi mutatókat kisebb új változókká, főkomponensekbe csoportosítjuk úgy, hogy az eredeti információ lehető legnagyobb részét megtartjuk. Véleményem szerint a főkomponens-elemzés segítségével a csődelőrejelzés pontosabb becslést eredményez, a találati arányt javíthatja. Az adatok segítségével ennek a hipotézisnek a helyességét vizsgáltam meg, ugyanakkor teszteltem a Hargita megyei vállalati adatmintán a főkomponenseken alapuló statisztikai és mesterséges neurálhálók találati értékét főkomponens-elemzéssel és anélkül.



## 2. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS

A szakirodalmi áttekintésben kitérek a vállalatok teljesítményének mérésére pénzügyi mutatók segítségével, illetve rámutatok a pénzügyi kimutatások szerepére a vállalat vezetésében és a vállalati pénzügyi teljesítmény értékelésében. Ezt követően a csőd fogalmát boncolgatom a csődkutatások viszonylatában. A fogalmi keretek tisztázását követően kitérek a vállalati csődbe jutás folyamatára is. Végezetül részletesen foglalkozom a fizetési képtelenség vállalati pénzügyi hátterével és a romániai jogszabály ismertetésével.

### 2.1. A vállalatok teljesítményének mérése pénzügyi mutatószámok segítségével

A vállalatokra vonatkozó pénzügyi információk ismerete fontos a vállalat vezetőinek, a részvényeseknek, illetve a vállalattal kapcsolatban lévő más gazdasági szereplőknek (beszállítók, alkalmazottak, hitelezők stb.). A vállalattal kapcsolatban álló gazdasági szereplők számára fontos információkat hordoznak, arra nézve, hogy a vállalat milyen eredményeket ért el egy bizonyos időszakban. Ezeket a mutatókat a vállalati mérlegből, az eredménykimutatásból és bizonyos esetben a cash flow kimutatásából számolják. A könnyebb átláthatóság érdekében a mutatókat különböző szempontok szerint osztályozzák (erre a *Vállalati pénzügyi mutatók áttekintése* című részben bővebben kitérek).

A pénzügyi mutatószámok elemzését gyakran alkalmazzák a fundamentális elemzés során.

#### *A vállalatok pénzügyi teljesítményének mérése*

Minden gazdálkodó egység (a továbbiakban a vállalat fogalmát használom) jogi szempontból köteles éves kimutatást készíteni tevékenységéről. A jogi kötelességen túl számos KKV csak a kötelező jellege miatt készíti el a kimutatásokat. Žager és társai (2012) szerint a KKV döntő többsége ezeket a kimutatásokat nem alkalmazza a teljesítmény mérésében és értékelésében (Žager et al., 2012).

A vállalatok pénzügyi teljesítménymérésének célja, hogy követni tudják az erőforrások hatékony felhasználását, ugyanakkor az elért teljesítmény függvényében össze lehet hasonlítani a versenytársak hatékonyságával, ezáltal pozicionálni tudja magát a vezetőség pénzügyi értelemben.

Platts és társai (1995) szerint a pénzügyi teljesítménymérés elterjedését a következő okok befolyásolták:

- az emberi erőforrás szerepe fokozatosan csökkent a termelésben;
- az egyre erősödő verseny kialakulása;
- a különböző menedzsment módszerek elterjedése;
- a számvitel nemzetközi szerepének változása a szakértői rendszerek megjelenésével;
- a kereslet bővülése;
- az információtechnológia által nyújtott lehetőségek bővülése.

Meg kell említeni azokat a tudományos cikkeket is, amelyek a teljesítmény mérésének kvalitatív módszerét is használják. Ezen módszerek a teljesítmény mérésére az éves jelentéseket veszik alapul, és adatbányászati módszerekkel mérik a vállalat jövőbeni teljesítményét (Shirata et al., 2011). Magnusson és társai (2005) szerint a negyedéves jelentések szövegváltozásából lehet következtetni a pénzügyi teljesítmény kimenetelére. Kloptchenko és társai (2004) kvantitatív és kvalitatív változókat vizsgáltak az éves jelentésekben, és arra a következtetésre jutottak, hogy a kvantitatív változók a vállalat múltjára világítanak inkább rá, míg a kvalitatív változók képesek a jövőbeni teljesítmény becslésére. Meg kell jegyezni, hogy ezen technikák alkalmazása csak tőzsdén jegyzett vállalatok esetében alkalmazható, hiszen ezek a vállalatok készítenek

negyedéves értékelőket a részvényesek felé. Ezek a jelentések mindenki számára elérhetők és egy éven belül is legkevesebb 4 ilyen jelentés születik. Shirata és társai ezt a módszert alkalmazták olyan változó kialakítására, amely felhasználható a csődmodellezésben (Shirata et al., 2011). Ez a módszer azonban nem alkalmazható a tőzsdén nem jegyzett társaságok esetében, mivel a jelentések hozzáférése szinte lehetetlen, ugyanakkor egy évben csak egyszer (az éves jelentés végén) születnek, gyakorlati tapasztalatom pedig az, hogy ezek a jelentések gyakran sablonszerűen működnek, a vezetői összefoglaló pedig nem tartalmaz releváns információt, tekintettel arra, hogy a vállalat vezetésének csak jelentési kötelezettsége van, más motivációja nincs.

### ***A pénzügyi kimutatások szerepe a vállalati pénzügyi teljesítmény értékelésében***

Egy vállalat sikere vagy bukása nagy részben a menedzsment döntésein múlik. E döntések értékelésére a pénzügyi kimutatások elemzését, számszerűsítését alkalmazzák. A gazdasági és pénzügyi elemzés az ilyen kimutatások értékelésével foglalkozik. A pénzügyi elemzés azonban csak egy eszköz, amely irányítúként használható a döntéshozók részéről.

A vállalat vezetése azon racionális elven hozza döntéseit, hogy értéket teremtsen a tulajdonosoknak. A döntések sokasága három területet érint (Virág et al., 2013, 23. o.):

1. a vezetésnek arról kell döntenie, hogy az erőforrásokat mely befektetésekre, beruházásokra használja el – *befektetési vagy beruházási döntés*;
2. a másik fontos terület a működéshez szükséges erőforrások optimális elosztása – *működési vagy operatív döntés*;
3. a vállalatvezetésnek meg kell találnia azt a finanszírozási formát, amely a legkisebb költséggel jár, tekintettel arra, hogy a növekedés fenntartható legyen – *finanszírozási döntés*.

A tulajdonosok abban az egyben érdekeltek, hogy a befektetett tőke hozamot biztosítson számukra. Egyetlen módja, hogy követni tudják a vállalat vezetését és azok döntéseinek hatékonyságát, ha az időközönként nyilvánosságra hozott pénzügyi jelentéseket elemzik, összehasonlítják.

Ross és társai szerint (2003) a pénzügyi kimutatások és az ezekből számolt mutatók használata a következő haszonnal bír a vállalat érintettjei számára:

- mérni tudja a vállalati vezetők hatékonyságát;
- több divízióból/alegységből álló nagyvállalat esetében könnyebben össze lehet hasonlítani a termelői vagy szolgáltatói egységek hatékonyságát;
- a múltbeli adatokra alapozva könnyebben lehet jövőbeni pénzügyi terveket készíteni,
- információt szolgáltat a beszállítóknak és hitelezőknek;
- a versenytársakhoz képest pozicionálja a vállalatot pénzügyi szempontból;
- az akvizíciók pénzügyi hatékonyságát értékeli. (Ross et al., 2003)

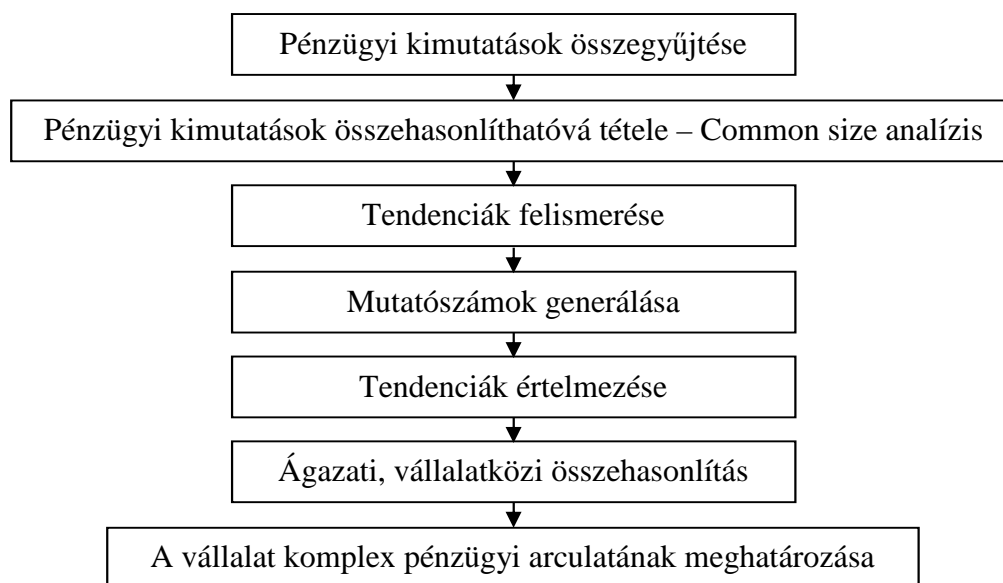
A pénzügyi értékelésben három alapvető pénzügyi kimutatás létezik: mérleg, eredménykimutatás és a pénzáramlásról (cash flow kimutatás) szóló jelentés. Részvénytársaságok esetében ide tartozik a tulajdonosi részesedésben történő változásokról szóló jelentés is.

A *mérleg* a vállalat vagyoni helyzetét tükrözi; képet nyújt egy adott időpontban az eszközök állományáról és a vállalt kötelezettségek helyzetéről a tulajdonosokkal, illetve hitelezőivel szemben. A mérlegben szereplő tételek statikus képet adnak a vállalat vagyoni helyzetéről, ugyanakkor a benne szereplő eszközök egy későbbi időben eltérhetnek a vagyoni elem valós piaci értékétől. A vállalat értékelése során tudni akarjuk azt is, hogy a birtokolt eszközök értéke mennyire valós, erre a bizonytalanságra viszont a mérleg már nem tud pontos választ adni (Damodaran, 2006). A mérleg számos olyan tételt tartalmaz, amelyek torzítóan hatnak – ezt az elemzőnek figyelembe kell vennie (Virág et al., 2013).

Az *eredménykimutatás* az egyik legfontosabb kimutatás, amellyel a vállalat hatékonyságát, eredményességét vizsgáljuk. A mérleghez hasonlóan az eredménykimutatás is egy időszakra szól (negyedéves, féléves, éves eredménykimutatás), ugyanakkor folyamatszempléletű jelentés, amely egy adott időszakra vonatkozóan, előre meghatározott (jogsabályok által előírt) szerkezetben, összevontan, pénzügyi értékben tartalmazza az eredmény összetevőit (bevételeket és ráfordításokat), illetve ezek különbözeteiként az időszak működési, finanszírozási eredményét (Laáb, 1998). A mérleggel ellentétben az eredménykimutatás arra ad választ, hogy a vállalat vezetősége mennyire használja fel hatékonyan az eszközöket, a rendelkezésére álló forrásokat milyen költségek mellett rendeli hozzá finanszírozási oldalán, illetve a működés nyereségességéről is képet ad. Az eredménykimutatás kiegészítője a mérlegnek. A két kimutatás együttes elemzése és az ezekből számolt mutatók átfogóbb képet nyújtanak egy vállalat tevékenységének minőségéről (Virág et al., 2013).

A *pénzáramlási jelentés* az a kimutatás, amely a pénz tényleges áramlásának egyenlegét, változását követi. A romániai szabályok szerint pénzáramlási jelentés készítése csak nagy vállalatok esetében kötelező, míg a KKV esetében csak ajánlott jelentés (a romániai pénzügyminisztérium 2009/3055-ös rendelete). A pénzáramlási jelentés három részből tevődik össze: működési, beruházási és finanszírozási pénzáramlás. A vezetői döntések eredményét tükrözik a felhasznált pénzforrások függvényében.

Az 1. számú ábra a vállalat pénzügyi teljesítményértékeléshez szükséges hét lépésből álló folyamatot szemlélteti.



**1. ábra: A pénzügyi teljesítményértékelés folyamatábrája**

Forrás: Virág et al., 2013, 38. oldal.

Virág és társai szerint (2013) az első lépésben a vállalati pénzügyi kimutatásokat kell összegyűjteni minimum 3 évre, azonban, hogy a tendencia is kiolvasható legyen az elemzésből, célszerűbb egy hosszabb időszak vizsgálata. A pénzügyi teljesítményértékelésnél fontos, hogy az egyes viszonyszámokat iparágon belül vizsgáljuk, ugyanakkor a viszonyszámok értékelésénél vegyük figyelembe a vállalat piaci környezetének gazdasági helyzetét. A vállalat végső pénzügyi helyzetének meghatározásánál előfordul, hogy bizonyos mutatócsoportok esetében a vállalat jobban teljesít, más mutatócsoportok mentén pedig az iparági átlag alatt marad. Ebben az esetben a megoldás a többváltozós statisztikai módszerek alkalmazása – ezekbe a kategóriákba sorolják a

pénzügyi mutatókból felépített fizetéképtelenség-, illetve csődelőrejelző modelleket is (Virág et al., 2013).

Fontosnak tartom hozzátenni a fenti folyamatábrához, hogy a mutatószámok generálását megelőzően és/vagy azt követve az adatokat tisztítani kell a kiugró értékektől. Ezt abból a megfontolásból célszerű tenni, hogy pénzügyi jelentéseket tartalmazó adatok között kiszűrjük az olyan vállalatokat, amelyeknek az adatai nem tartalmaznak valós tevékenységet (úgynevezett szunnyadó vállalatok, például nincs jelentős forgalom), vagy az újonnan megalakult vállalatok értékei az átlagot torzíthatják mindkét irányba.

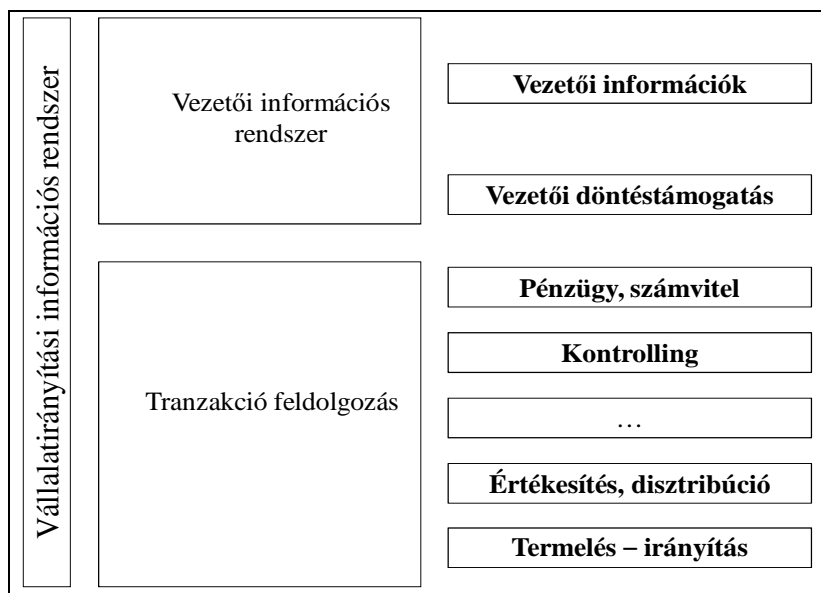
### ***A vállalati információs rendszerek és a vállalati pénzügyek kapcsolata***

A vállalatok sikeres vezetéséhez elengedhetetlen az olyan információ megléte, amely a bizonytalanságot csökkentve új ismereteket szolgáltat a felhasználójának. A számítástudomány fejlődésével az információ szerepe fokozatosan erőteljesebb szerepet kapott a többi erőforrással egyetemben. A kialakult információs rendszerek fontosabbak lettek a vállalati döntéshozók számára. A vezetők, figyelembe véve a vállalat felépítését, más információkra tartanak igényt, mint a középvezetők vagy egy operatív szinten lévő alkalmazott. A jelen alfejezet a vállalati információs rendszerek és a vállalati pénzügyek kapcsolatáról nyújt rövid áttekintést.

A vállalati információs rendszerek fejlődését tekintve meg kell említeni a tranzakció-feldolgozó rendszereket (TPS), a menedzsment információs rendszereket (MIS), a döntéstámogató (DSS) és a felsővezetőket támogató információs rendszereket (EIS). A különböző rendszerek közötti határok azonban nincsenek élesen elkülönítve (Szalay, 2009, 19. oldal).

A legelterjedtebb menedzsment-információs rendszer az üzleti intelligencia (BI), ezen belül a KKV-k esetében elterjedt ERP-rendszerek. Kumar–Hillegersberg (2000) szerint az ERP-rendszer olyan „információs rendszercsomagok, amelyek a vállalati funkciókon belül és azokon átívelően is integrálják az információkat és az információ alapú folyamatokat”. Az ERP-rendszerek elterjedése annak köszönhető, hogy egyetlen adatbázisba képes automatizálva összekötni az üzleti funkciókat és a munkafolyamatokat. Meg kell jegyezni azt is, hogy nem egy adatbázis létezik, hanem úgynevezett osztott adatbázisok, amelyeket a rendszer a felhasználó igényei szerint kezelni tud.

Számos tanulmány foglalkozik azzal, hogy az ERP-rendszerek bevezetésével javult a vállalatok teljesítménye. Ruivo és társai (2015) tanulmánya a piacon lévő rendszerek közötti hozzáadott érték különbségét vizsgálták a KKV-k esetében (Ruivo et al. 2015). Yurtkoru és társai (2015) tanulmányának egyik hipotézise az ERP-rendszer és az üzleti folyamatok eredményességének vizsgálata volt (Yurtkoru et al., 2015). Tanulmányukban arra az eredményre jutottak, hogy a rendszer pozitív hatása többek között a költségek csökkenésében, rövidebb üzleti ciklusok idejében, magasabb termelésben és javuló ügyfélkiszolgálásban nyilvánul meg.



2. ábra: A vállalatirányítási információs rendszer fő elemei

Forrás: Heteyi et al., 1999

A vállalatok esetében az információs rendszerek négyféle jelentést tudnak előállítani a döntéshozók számára: előrejelzés, speciális, eseti és időszaki jelentés (Szalay, 2009). Az információs rendszerek jelentései a vállalat felépítésén belül (hierarchián belül) különböző döntéshozói szinteken eltérnek, illetve eltérő gyakorisággal szükségeltetnek. Az *előrejelző jelentések* olyan adatokat, adat elemzéseket tartalmaznak, amelyek segítséget nyújtanak a vállalatvezető számára bizonyos döntési szituációkban (pl. egy piac keresletének alakulása, fontos erőforrás egységnyi árának alakulása, stb). Ezeknek a döntéseknek közép- és hosszú távú hatásai vannak. A *speciális jelentések* egy bizonyos területet vagy problémakört fednek le (ilyen jelentés lehet például egy új termék bevezetéséről szóló kimutatás jövedelmi és költségi oldalról). *Eseti jelentésre* akkor van szükség, amikor valami eltér a megszokottól (pl. a tervezett és megvalósított költségvetési elemek közötti eltérésről szóló jelentés), míg az *időszaki jelentésekre* azért van szükség, hogy követni tudják a szervezet tevékenységét (pl. vállalatok mérlege, pénzforgalmi és eredménykimutatása, követelések-tartozások alakulásának helyzete). Az időszaki jelentés a leggyakrabban alkalmazott jelentés. Például a vállalati likviditás helyzetének követése mérettől függetlenül naponta történik.

A vállalati információs rendszer a következő követelményeknek kell eleget tegyen (Kovács, 2009):

- az információnak különböző vezetői igényeket kell kiszolgáljon;
- a vezető számára csak releváns információkat tartalmazzon;
- kerülje a párhuzamos feldolgozást;
- az információ legyen csoportosítható és továbbítható;
- az jelentések, elemzések legyenek egyértelműek, könnyen kezelhetőek;
- az adatok feldolgozása legyen tudományos módszerekkel és korszerű eszközökkel megvalósítható.

Az ERP-rendszerek számos alrendszeren keresztül támogatják a vállalati számvitelt és a pénzügyeket (Sumner, 2005). A *vevői követelések* naprakész egyenlegével támogatja a vevői hitelezés biztonságos szinten való tartását. Az ERP-rendszeren belül az adatok egy integrált adatbázisba kerülnek bejegyzésre, ez pedig *egységes eredményekhez* vezet, például a termékek nyereségességének elemzésénél. A befejezett termékek *készletezési szintjén* az ERP-rendszerek azonnal frissítik a kimutatásokat, ezáltal a pénzügyi jelentések frissíthetőek a felhasznált/kapott pénzegyenlegek nagyságával. A *készletezés gyors követésével* ugyanakkor friss információval

látja el az elemzőket a költségek változásáról, amely nélkül a termék árkialakítása nehezebb lenne, kihatva ezáltal a nyereségességre. Konszolidált képet tud alkotni a különböző divíziókról; jelentéseket tud generálni, amit a felső vezetés fel tud használni döntései meghozatalánál. Végül, de nem utolsósorban az ERP-rendszer kezeli a különböző jelentések, akták folyamatát és mozgását, így jelentősen hozzájárul a belső audit folyamatának kivitelezéséhez (Sumner, 2005).

A vállalati információs rendszer számviteli moduljai általában a követelések és tartozások menedzsmenitjét képező alegységekből állnak. A központi integráló elem általában a főkönyv. Jelentéseik készítésénél különböző számviteli standardokat és más jogszabályokat is képes figyelembe venni. Ezek a modulok főleg az adatok felügyeletében, ellenőrzésében és követésében segítenek. Jelentések készülhetnek a tervezett és tényadatok között.

A vállalati rendszer általános könyvelési modulja a következő részeket tartalmazza:

- készletnyilvántartás;
- megrendelések kezelése;
- követelések és tartozások kezelése, költségvetés követése, vagyionkezelés;
- bérszámfejtés, adószámítás.

A könyvelési modul jelentős mértékben hozzájárul a jelentések készítésével a forgótőke-menedzsment követéséhez, az anyagszükséglet optimalizálásához, és szerves kapcsolatban áll illetve bemeneti információkat nyújt a pénzügyi modulnak.

A pénzügyi modul részei a következők:

- pénzeszközmenedzsment: hitelkezelés, készpénzkezelés;
- befektetések kezelése;
- a vállalati pénzügyi teljesítmény elemzése;
- pénzügyi tervezés, előrejelzés és trendszámítás.

A fejlett vállalatirányítási rendszerek modellező modulokat is tartalmaznak, amelyek alapvető üzleti folyamatok tervezésében, követésében nyújtanak segítséget. A vállalati pénzügyek területén ezeknek a modellező moduloknak a segítségével pénzáramlási folyamatokat lehet követni. Lehetőséget nyújtanak olyan döntések hatásának a tanulmányozásához, amelyek a termeléssel, értékesítéssel kapcsolatosak, így jelentős hatásuk van a likviditás kezelésére is.

A vállalatok pénzügyi jelentéseiket éves, féléves és negyedéves szinten készítik. Ezek a jelentések pontosak legyenek és véglegesek kell legyenek, ellenkező esetben a következő időszaki jelentés pontatlan lesz. Pontos és végleges alatt lezárhatót kell érteni, elkerülve ezzel az utólagos módosítás lehetőségét. Például a számviteli szakmában gyakran előfordul, hogy lezárt hónapot valamilyen okból még a következő hónap közepén is módosítanak, számlát számolnak el stb.

Az ERP-rendszer jelentős segítséget nyújt a pénzügyi és a vezetői számvitelben. *Pénzügyi számvitel* esetében az integrált információs rendszer leegyszerűsíti a mérleg az eredménykimutatás és a pénzáramlási jelentések elkészítését azáltal, hogy az adatok központosítva vannak. Egy ilyen rendszerben a mérleg és az eredménykimutatás bármikor elkészíthető, és azonnal a döntéshozók, elemzők rendelkezésére áll. A rendszer ezeket a pénzügyi jelentéseket a felhasználó érdekeinek megfelelő formában (összesítve, részekre bontva) tudja legenerálni.

*Vezetői számvitel* esetében a jelentéseknek a költség és nyereségesség szintjének elemzésében, a költségvetés készítésében, a termék nyereségességének megállapításában, illetve az eladási régiók elemzésében kell segítséget nyújtania.

Az üzleti intelligencia fejlődésével és az üzleti intelligencia kompetencia központok létrejöttével egyre nagyobb adatbázisok hozhatók létre, amelyek segítségével több releváns és pontos információ nyerhető ki a vezetői döntések támogatására. Az adatbázisok csődelőrejelző modellekkel való kiegészítése, kalibrálása frissebb adatokkal hozzájárul a döntéshozás támogatásához.

## Vállalati pénzügyi mutatók áttekintése

„A múlt megértése a jövőről való elmélkedés alapja” – állította Brealey és Myers abban a fejezetben, amelyet a pénzügyi teljesítmény értékelésének szenteltek legismertebb könyvükben (Brealey és Myers, 1999, I. kötet, 457. oldal).

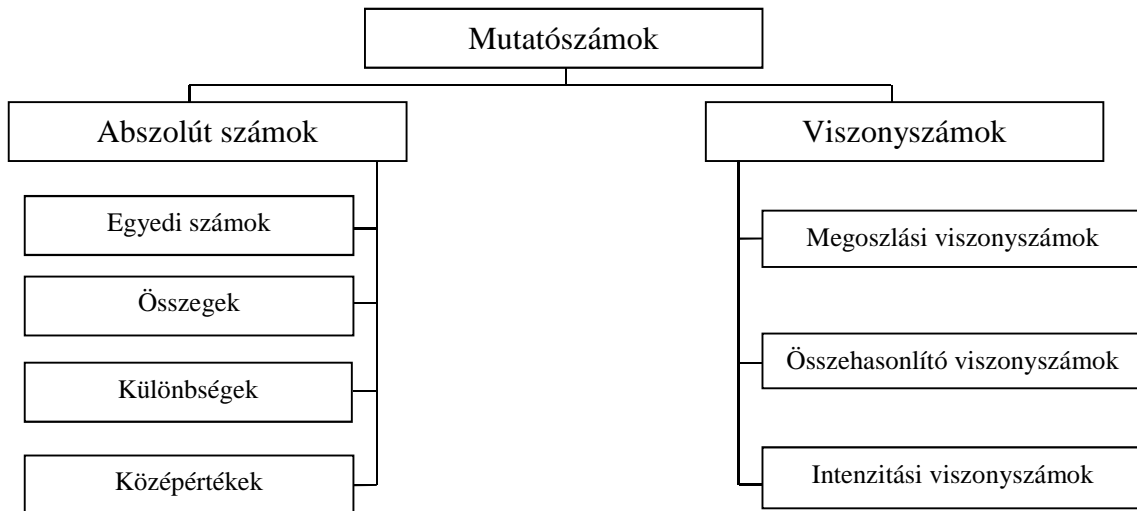
A pénzügyi mutatók jelentős és hasznos kvantitatív információkat hordoznak a befektetők és elemzők részére. Ezen mutatók segítségével lehet egy vállalatot elemezni és pénzügyi szempontból elhelyezni egy iparágon belül. Hitchner (2003) szerint a vállalat pénzügyi kimutatásainak historikus adatai képezik a legmegbízhatóbb információkat a jövőbeni teljesítmény és kockázat értékelésének becslésében (Hitchner, 2003). A pénzügyi mutatók segítenek megérteni a változások mögötti összefüggéseket, azonban a problémát nem oldják meg (Harrison et al., 2010). A mutatószám-elemzésnek célja az kell legyen, hogy segítsen a döntéshozóknak megalapozni azon döntéseiket, amelyek hatása a jövőt befolyásolja (Virág et al., 2013). Figyelembe kell venni azt is, hogy a pénzügyi beszámolók adatainak felhasználhatóságát több tényező befolyásolja (Jacobs–Oestreicher, 2000), ezáltal alkalmazásuk az elemzések során hátrányt is jelentenek (Bíró et al., 2012):

- az adatok múltorientáltsága;
- a különböző számviteli standardok alkalmazása összehasonlítás esetében torzításokhoz vezet;
- a választott értékelési elvek;
- figyelembe kell venni azt a tényt, hogy a gazdasági történet és a pénzügyi jelentésekből nyert mutatók eredménye között időbeli eltolódás van;
- a pénzügyi jelentések befolyásolhatóak, manipulálhatóak;
- egyes mutatók tömörsége információvesztéshez vezethet<sup>1</sup>;
- nem minden mutató nyújt új információt;
- vannak olyan mutatók, amelyek változásának hatása nem számszerűsíthető.

Megkülönböztetünk **abszolút** és **relatív** mutatószámokat (Jacobs–Oestreicher, 2000). Az **abszolút mutatószámokat** közvetlenül a vállalat éves jelentéseiből olvashatjuk ki, illetve különböző részértékekből számoljuk (például a cash flow mutatók). Az abszolút mutatószámok csak részben hordoznak fontos információkat, nem mutatnak teljes rálátást arra a területre, amit éppen vizsgálni szeretnénk, ezért is alkalmazzák ezeket elemzések kiindulópontjaként, ahhoz, hogy meghatározzák a **relatív vagy viszonyszámokat**. Egyes megközelítések az abszolút mutatószámokat nem sorolják a mutatószámok csoportjába (Bíró et al., 2012).

A viszonyszámok három csoportba sorolhatóak: megoszlási, intenzitási és dinamikus viszonyszámok (Jacobs–Oestreicher, 2000). A viszonyszámok alkalmazásánál azt is figyelembe kell venni, hogy vannak olyan mutatók, amelyek ipárgspecifikusak, csak iparágon belül érdemes összehasonlítani. Ezeket a mutatókat kiegészítő információkkal kell értelmezni (Kristóf, 2005). Vannak mutatószámok, amelyek értéke ok-okozati összefüggéseket magyaráznak, ezért ezeknek felbontásával fontos információkat kaphatunk a vállalat tevékenységével kapcsolatosan.

<sup>1</sup> Az információvesztés elkerülésére a következő megoldások javasoltak: *mutatók felosztása* (alkotóelemeire való szétbontása), *helyettesítése* a számlálónak vagy nevezőnek úgy, hogy a mutató értéke ne változzon, illetve a *mutató bővítése* (Bíró et al., 2012, 18. oldal).



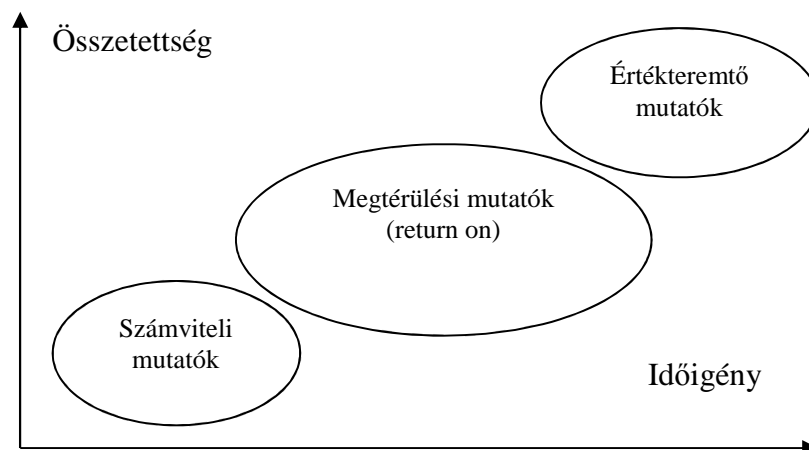
**3. ábra: Mutatószámok osztályozása**

Forrás: Bíró et al., 2012, 17. oldal

A mutatószámok összehasonlítása elvégezhető:

- időben, a mutatókat bázisévhez viszonyítjuk, és ennek alakulását elemezzük;
- térbeli összehasonlítás, a vállalat mutatóit hasonló iparágon belüli vállalat mutatójához, ágazati átlaghoz hasonlítjuk ugyanabban az időintervallumban;
- terv-tény mutatók összehasonlítása. (Bíró et al., 2012)

A pénzügyi mutatók alkalmazása/számolása a mai napig fontos eszköz maradt a vállalatok teljesítményének értékelésében (Horrihan, 1968). A vállalatok pénzügyi vezetői különböző módon ítélik meg a mutatószámokat, illetve azok fontosságát. Az összetett mutatószámok vagy mutatószámrendszerek a komplexitásuk miatt különülnek el a többitől (Boda–Szlávik, 1999).



**4. ábra: A pénzügyi mutatók csoportosítása**

Forrás: Boda György–Szlávik Péter: Vezetői controlling, KJK Kerszöv, Budapest, 1999, 50. oldal

A pénzügyi mutatók csoportosítása Boda és Szlávik (2001) a mutatók következő három csoportját említi:

- hagyományos számviteli mutatószámok;
- megtérülési – „return on” – mutatószámok;
- értékteremtő mutatók.

A pénzügyi mutatók csoportosítása Brealey és Myers szerint a következő (2011):



- jövedelmezőségi mutatók;
- likviditási mutatók;
- tőkeáttételi mutatók;
- piaci mutatók.

A pénzügyi mutatók használata sokkal nagyobb magyarázó erővel bír, amennyiben rendszerbe összerakva használják mutatószámrendszerként. A mutatószámrendszerek egy célnak megfelelően rendszerbe szedett pénzügyi mutatók sokasága, alkalmazásával a döntéshozók képesek egy gazdasági-pénzügyi jelenség összefüggéseinek értékelésére. A mutatószámrendszerek épülhetnek matematikai és rendszeralapú, tartalmi összefüggésekre (Bíró et al., 2012).

Különböző megközelítés létezik a pénzügyi mutatók osztályozására vonatkozóan (Salmi – et al., 1990). Az első a *pragmatikus megközelítésen*, a második a *mutatók közötti kapcsolaton* alapszik (pl. Du Pont-mutatószámrendszer, lásd Horrigan, 1968 vagy ZVEI-séma, jövedelmezőségi likviditási mutatószámrendszer, amelyet két német közgazdász, Reichmann és Lachnit alakított ki az 1970-es évek végén). A harmadik megközelítés *az empirikus osztályozása* a pénzügyi mutatóknak statisztikai módszerek alkalmazásával, különös tekintettel a faktoranalízis alkalmazására. A faktorelemzést arra használják, hogy csökkentsék a sokszámú pénzügyi mutatókat egy kevesebb számú magyarázó faktorokba úgy, hogy a lehető legtöbb információt megtartsák a vállalat tevékenységét illetően (Salmi et al., 1988).

Számos pénzügyi mutató létezik, amely alkalmazható a vállalatok csődelőrejelzésének modellezésében (Blanco et al., 2012). Chen és Shimerda tanulmánya alapján több mint 100 pénzügyi mutatóból több mint fele hasznosnak bizonyult legalább egy tanulmányban, amely csőd illetve fizetésképtelenség előrejelzésével foglalkozott (Chen–Shimerda, 1981). Szakirodalmi áttekintést követően azt a következtetést vonták le, hogy azok a vállalatok mennek csődbe, amelyek nem nyereségesek, magas a tőkeáttételük, és likviditási gondokkal küzdenek.

Az 5. számú melléklet tartalmazza azokat a pénzügyi mutatókat, amelyeket az adatbázisban lévő vállalatok esetében kiszámoltam és a modellezések során alkalmaztam. A piaci mutatók alkalmazása két okból maradt ki. Az első ok, hogy a vizsgálat Hargita megyei vállalatokra összpontosít, a második a tőzsdén jegyzet vállalatok száma nem elégséges egy olyan adatbázis felállításához, amely modellezéshez használható.

A cash flow alapú mutatókat külön csoportban kezelem, mert Salmi és társai tanulmányukban (1990) bizonyították, hogy a pénzügyi mutatók alkalmazása esetében a cash flow alapú mutatók külön csoportot képeznek a modellezés esetében (Salmi et al., 1990). A bruttó cash flow-t az adózott eredmény és az értékcsökkenési leírás összegeként számoltam, hasonló módon használta Gombola és társai (1987) is tanulmányukban.

A pénzügyi mutatók kiválasztásánál azt is szem előtt tartottam, hogy a vállalati fizetésképtelenség és az azt követő esetleges vállalati csőd kis- és középvállalkozások esetében a forgótőke gazdálkodás egyik eredménye, illetve a likviditás, amely a legjobban befolyásolja a két csoport közötti különbséget. A statisztikai eredmények, illetve a modellek esetében is azt vártam, hogy a modellbe bekerülő mutatók főleg ezt a tényt fogják alátámasztani. A kereskedelmi hitel elmélete is ezt hangsúlyozza. A fizetésképtelenséget megelőző vállalatok vagy pénzügyi problémákkal küzdő vállalatok nagyobb hitelt biztosítanak az ügyfeleknek (például hosszabb a követelési idő), illetve a beszállítók esetében is megpróbálják hosszan elhúzni a kifizetést. Hudson szerint (1987) a kis vállalatok esetében a kereskedelmi hitel nagy arányt képez a rövid távú tartozások esetében.

Altman és társai (2010) a vállalatok életkorát mint csődöt magyarázó dummy változót alkalmazták a modelljükben. Azt feltételezték, hogy a 3–9 éves vállalatok esetében a csődvalószínűség nagyobb. A jelen tanulmány esetében a vállalati adatminta miatt, ez nem volt

lehetséges, mivel a vállalatok életkora csak a csődös vállalatok esetében lehetett kiszámítani. A nem csődös vállalatok esetében ez nem volt lehetséges, hiszen a megkapott vállalati adatminta nem tartalmazott ezzel kapcsolatos információt.

A csőd kutatás gyakran azt hangoztatja, hogy az eszközök értéke és a vállalat nagysága befolyásolja a csőd bekövetkeztét. Szerintem ez kétégbe vonható, tekintettel arra, hogy a kis eszközállománnyal rendelkező vállalatok esetében a csődbejutást követően kevés esélye van arra, hogy jogi úton meghurcolják őket, míg nagy eszközök és tartozások esetében a tét nagyságát tekintve már relevánsabbá válik a követelések behajtása. Ugyanakkor az ellenkezője is igaz lehet, mivel az eszközök nagysága a forrás oldalon a finanszírozásban is megjelenik, a túlzott növekedés sodorhatja csődbe a vállalatot. Valójában az eszközök gyors növekedésének van hatása inkább a csőd bekövetkezésére. Ez azonban az általam vizsgált vállalatok esetében nem volt lehetséges. Altman és társa (2010) is arra a következtetésre jutott tanulmányukban, hogy a kis vállalatok esetében a vállalat növekedése nem releváns mutató.

A vállalatok pénzügyi elemzése során a cél az, hogy a lehető legjobb képet alkothassuk a vállalatról pénzügyi szempontból, ezért kerülendő az információvesztés mutatószámrendszerek kialakításánál, statisztikai modellezés alkalmazásánál. A mutatószámrendszerek lényege, hogy az alapmutató lebontásával képet nyújt a változások okairól. A gyakorlatban széles körben alkalmazzák a Du Pont-mutatószámrendszert és annak különböző változatait (Fabozzi–Peterson, 2003), illetve a statisztikai módszereken alapuló modellezést (Virág, 2004).

## 2.2. A vállalati csőd elméleti kerete

Beaver 1966-os tanulmányát követően napjainkig a csőd kutatás jelentős fejlődésen ment keresztül, számos kutatás és tudományos cikk született a témában, Altman és Hotchkiss (2006) szerint „csődelőrejelző iparról” is lehetne beszélni (Altman–Hotchkiss, 2006, 7. oldal). Altman szerint a szakértők érdeklődésének megnövekedett száma a nagy és komplex csődesetek megjelenésében keresendő (Altman–Hotchkiss, 2006). A jelen fejezet a csőd fogalmát és a csődbe jutás folyamatát írja le különböző szempontok, gondolatok mentén. A fogalom tisztázása fontos szempont a csődelőrejelzés pontosságának becslésében, statisztikai modellek felépítésénél.

### 2.2.1. A csőd fogalmi keretei

A vállalati csőd kutatás területén nem létezik egy általánosan elfogadott modell, mivel nincsen egy egységesen elfogadott meghatározás a csődbe ment társaságokat illetően, emellett a tanulmányok, amelyek különböző statisztikai módszerek alkalmazását tűzték ki célul, a csőd fogalmát eltérően kezelik (Bellovary et al., 2007).

A szakirodalomban használt fogalom meghatározások leggyakrabban felmerülő változatai a következők: csőd (bankruptcy), fizetéseképtelenség (insolvency), gazdasági értelemben vett eredménytelenség/csőd (failure), fizetés nem teljesítése (default) (Altman–Hotchkiss, 2006).

Altman és Hotchkiss (2006) a csődöt több fogalom köré sorolja:

1. **Gazdasági értelemben vett csőd** – amikor a befektetett tőke megtérülési rátája alacsonyabb hosszabb időn keresztül a hasonló befektetések megtérülésénél. Ebben az esetben a vállalat mint gazdasági egység tovább létezik, illetve képes saját tartozásainak kifizetésére.
2. **Üzleti csőd** fogalmát használják abban az esetben, amikor a gazdasági egység felfüggeszti tevékenységét végrehajtási eljárás, önfelszámolás, hitelezőkkel kötött egyezséget követően.

3. **Technikai fizetésképtelenség** – az a negatív jelenség, amikor a gazdasági egység pénzeszközök hiányában nem tud eleget tenni folyó kötelezettségeinek.
4. **Számviteli értelemben vett fizetésképtelenség** – az a kritikus jelenség, amikor a fizetések elmaradása krónikussá válik. A vállalat tartozásai meghaladják az eszközök valós és reális értékét. Ebben az esetben szükséges egy átfogó értékelése az eszközöknek ellentétben a technikai fizetésképtelenséggel.
5. **Jogi értelemben vett fizetésképtelenség** – amikor a vállalatot jogi úton tartják életben, hogy a hitelezők teljesíteni tudják keresetüket követelésükkel szemben; leggyakrabban ebben az esetben történik a végső csődeljárás, amely a gazdasági egység megszűnéséhez vezet.
6. **Fizetés nem teljesítése** – amely lehet technikai vagy jogi vonatkozású. A technikai vonatkozású nem teljesítés akkor merül fel, amikor egy hitelegezményben az adós nem teljesíti például a likviditás szintjét. Ebben az esetben a felek gyakran újratárgyalják a feltételeket az egyezményrel kapcsolatban. A jogi vonatkozású fizetés nem teljesítés abban az esetben merül fel, amikor az adós valamilyen okból kifolyólag nem fizet határidőre, ebben az esetben jogi vonatkozású a fizetés nem teljesítése. Ekkor is megegyezik az adós a hitelezővel a fizetési feltételekben, hogy a csődfelszámolást elkerülje.

Bellovary és társai (2007) végeztek egy kutatást, amelynek célja az 1930–2004-es időszakban végzett fontosabb tanulmányok, kutatások összefoglalása volt. A szerzők 165 tanulmányt vizsgáltak át, amelyeket két fő csoportba osztották, a csőd fogalmának értelmezését véve alapul:

1. A csődöt jogi értelemben kezelték a szerzők, azaz a vállalatok már jogi úton kérték a csődeljárást vagy felszámolást;
2. A második megfogalmazás értelmében a csődöt pénzügyi stressznek tekintették a szerzők. Ebben az értelmezésben a vállalatok fizetésképtelenségét értették a csőd fogalma alatt (a vállalat nem tudott hitelezőinek fizetni). Ebben az értelemben nem tekinthetők a vállalatok csődbe jutott társaságnak, hiszen nem minden esetben került a vállalat végső felszámolás alá. Bellovary és társai szerint csak a végső felszámolás tekinthető csődnek (Bellovary et al., 2007).

Másik megközelítés alapján a pénzügyi nehézséggel küzdő társaságokat leginkább hibás menedzsment, magas idegentőke-arány és nem hatékony működés jellemzi (Kaplan–Stein, 1993, Theodossiou et al., 1996, Whitaker, 1999). Ez a megközelítés hasonlít a társaságirányítási irányzat csődkialakulásának magyarázatával is, az eltérés abban van, hogy a vállalat vezetése rossz, de a vállalat vagyonszerkezete és tőkeszerkezete még megfelelő (Lizal, 2005).

Whitaker (1999) szerint a pénzügyi nehézség fogalma nem kezelhető egyenrangúan a pénzügyi nemfizetéssel vagy csődhelyzettel. Az ő értelmezésében a pénzügyi nem fizetés és a csőd nem ugyanazt jelenti. Véleménye szerint a pénzügyi nehézséggel küzdő gazdasági egység a veszteségek és költségek legnagyobb részét viseli ellentétben a csődhelyzettel, amikor a költségek és veszteségek megoszlanak valamilyen arányban (Whitaker, 1999). Hasonló véleményen van Gilbert és társai (1990), akik tanulmányukban bebizonyítják, hogy a pénzügyi nehézséggel küszködő vállalat más pénzügyi jellemzőkkel rendelkezik, mint a csődbe ment társaság (Gilbert et al., 1990). A pénzügyi nehézséggel küzdő társaságot főleg negatív eredmény jellemzi több éven keresztül, illetve gyenge teljesítmény. Ekkor még lehetősége van adósságainak újrapendezésére, hogy megfelelő fizetőképes szintet érjen el. A tisztán pénzügyi irányzat felfogása szerint a csődbe jutott vállalatok tőkeszerkezete és likviditása sérül, vagyonszerkezetük azonban még nem (Lizal, 2005). A pénzügyi nehézség egyik kimenete a csődbe jutott társaság felszámolása (Gilbert et al., 1990).

Számos publikáció hivatkozik a bázeli tőkeegyezményre (Bázel II.). A Bázel II. szabályozás megjelenése hatással volt a kockázatkezelésre a bankok esetében főleg a vállalati pénzügyi helyzet előrejelzésében. A Bázel II. azonban nem a csőd előrejelzését követeli meg, hanem a gazdasági egységek nem fizetési kockázatának becslését (a pénzügyi értelemben vett fizetéképtelenség számszerűsítése a cél azon gazdasági egységek esetében, amelyek 90 napon túli fizetési késedelemben vannak).

Végezetül említsük meg azt a tényt is, hogy a csőd, mint a gazdasági egységek megszűnésének egyik formája, nem jelent feltétlenül negatív dolgot. A közgazdaságtan elmélete alapján a piaci feltételek között ható erők segítenek abban, hogy a gazdasági egységek közül csak azok maradjanak életben, amelyek eszközeiket és erőforrásaikat megfelelően kezelik, hogy a működésből hozamot realizáljanak, így tartva fenn a folytonos működést, bizonyos esetekben a növekedést a globális versenyben (Altman–Hotchkiss, 2006). Ez a megközelítés ugyanakkor a neoklasszikus irányzatnak a csődre adott egyik magyarázata is. Ebben a felfogásban a csőd az eszközök nem hatékony elosztásának és használatának következménye, a csőd az újraelosztás eszköze (Lizal, 2005).

A csőd újraszervezési elmélete szerint a vállalati csődnek gazdasági és társadalmi hozadéka van (Altman–Hotchkiss, 2006). Ennek az elméletnek alapgazdasági gondolata abból áll, hogy a piacon lévő gazdasági egység újraszervezése hozzájárul a kínálati oldalon a társadalmi jövedelem növeléséhez. Ez a növekedés egyrészt a kínált termékek és szolgáltatások oldalán jelentkezik, másrészt a gazdasági egységen belül az alkalmazottak bért kapnak, illetve a vállalat nyereség- és más adófajtákat fizet. Ezeknek a társadalmi haszna diszkontált értéken számolva magasabb lehet, mint a csőd eljárás alkalmából felszámolt gazdasági egység eszközeinek piaci értéken való árverezése. Ehhez a gondolathoz hadd fűzzük hozzá azt a tényt, hogy az életben tartott vállalat csak hosszabb idő után lesz újból versenyképes, illetve ennek a sikertényezője alacsony. Gyakoribb eset a végső felszámolás, mint az újraszervezés, ezért a vállalat újraszervezése jelentős kihívásokkal néz szembe, különös tekintettel a vállalat jövőbeni értékelésére. Ez az értékelés ugyanakkor kockázatot hordoz magában, amelyet a hitelezők nem feltétlenül fogadnak el egy olyan vállalat esetében, amely már fizetési gondokkal küzdött. Kevés olyan tanulmány született, amely azzal foglalkozott, hogy mi történt az újraszervezett vállalatokkal (Hotchkiss, 1995, Alderson–Betker, 1999, Altman–Saunders, 1998, Goyal et al., 2003). Véleményem szerint ennek az oka a következő lehet:

- nehéz ezen adatok megszerzése;
- az újraszervezett vállalatok esetében jóval nagyobb arányban vannak jelen állami tőkével rendelkező vállalatok, ez a végzett tanulmányok mintáján is látható, ugyanakkor az állam érdekelt lehet abban – társadalmi szempontot maga előtt tartva –, hogy a vállalatot életben tartsa;
- fontosabbnak tartják a csőd előrejelzését, mivel többen érdekeltek annak megakadályozásában;
- a hitelintézeteket jobban érdekli, hogy a becslő modellek pontossága minél nagyobb legyen, tekintettel arra, hogy a kihelyezhető hitel nagysága véges és a kihelyezések lehető legkisebb kockázattal kell megtörténnenek; nem érdekük a jó hitelkérelmezőt elutasítani, ugyanakkor nem érdekük rossz hitelfeltevőnek pénzt adni.

A csődöt követő helyzet elemzése nem része a jelen doktori disszertációnak, azonban egy későbbi kutatás alapja lehet.

### 2.2.2. A vállalatok csődbe jutásának folyamata

A vállalatok csődbe jutásának folyamatismerete két okból is fontos (Crutzen–Van Caillie, 2007): az első, hogy megértsük és megtaláljuk a csőd eredetét, a második, hogy a folyamat követésén

keresztül kapjunk tiszta képet arról, hogy melyek azok a fontos tényezők (okok, következmények, előjelek) az idő során, amelyek a csőd bekövetkezéséhez hozzájárultak.

A vállalati pénzügyi nehézséget valamilyen válság okozza. A válságot vállalati szinten számos külső (a vállalat számára nehezen vagy egyáltalán nem befolyásolható) és belső tényezők (erőforrások, emberi döntések) okozza. Veress–Tihanyi (1991) szerint lehetnek környezeti, piaci, stratégiai, operatív, emberi erőforrási és pénzügyi alapú hatások. A vállalati válságot előidéző belső tényezők, amelyek akár csődöt is okoznak, a következők lehetnek:

- rossz szervezeti struktúra;
- vállalatvezetési hiányosság (stratégia hiánya);
- tőkehiány;
- ellenőrzés hiánya (Kotormán, 2009).

Nosz McKay szerint (2002) a válság három szakaszra bontható:

1. korai (látens) szakasz;
2. kritikus vagy átmeneti szakasz;
3. felpörgő vagy késői szakasz.

A *korai szakaszra* jellemző az a tévhit a vállalatvezetés részéről, hogy a vállalat pillanatnyi problémákkal küzd. Pénzügyi szemmel ez érzékelhető az árbevétel csökkenésén, a termelési hatékonyság romlásán, a forgási sebességek lassulásán, és gyakran jelentkeznek a kifizetési gondok.

Az *átmeneti szakaszban* egyre több probléma merül fel működési szinten. A megrendelések teljesítése csúszik, a vevőktől előleget kérnek, a kifizetéseket egyre nehezebb határidőre teljesíteni (folyamatos átütemezés jellemzi a kifizetéseket), súlyos likviditási problémák jelentkeznek (felszólítások és beszedési megbízások jelennek meg). A vállalati kultúra megbomlik, elsőként távoznak az alapemberek, akik nélkül a helyzet tovább romlik. Részvénytársaság esetében a részvények értéke a jelentések hatására esik, az osztalék mértéke csökken, ezzel egy időben nem történik további beruházás, és a tőkeáttétel túllépi az optimális szintet.

A *felpörgő vagy késői szakaszra* jellemző, hogy a vállalat minden szintjén eluralkodik a bizonytalanság. Mindenki látja, hogy komoly gondok vannak a társaságnál. A beszállítók garancia vagy készpénz ellenében hajlandók szállítani, a pénzeszközök állománya rendszeresen negatív. Ekkor már mindenki számára világossá válik, hogy a vállalat komoly átszervezések nélkül csődbe megy, felszámolják.

Fitzpatrick (1932) volt az első, aki a vállalati csődhöz vezető öt szakaszt megkülönböztetett:

- *Inkubáció szakasza* – amikor a vállalaton belül megmutatkoznak a pénzügyi nehézségek első jelei, ebben a szakaszban az érintettek még nem sejtnek semmit.
- *Pénzügyi zavar szakasza* – amikor a menedzsment és az érintettek szűk köre érzékel valamilyen rendellenességet. A vállalat eszközeinek értéke még nagyobb a kötelezettségeknél, a jövedelem szintje elég ezek fedezetére, azonban eszközei nem elég likvidek lejárat szempontjából. Ebben a szakaszban még van lehetőség külső források bevonásával áthidalni a pillanatnyi pénzügyi zavart.
- A következő szakasz a *pénzügyi fizetésektelenség*. Ebben az esetben nincs elég alap a fizetési kötelezettségek teljesítéséhez. Ebben a szakaszban is még orvosolható a helyzet, azonban már hosszú távú finanszírozási forrásra van szükség és hosszabb időre, hogy kilábaljon a vállalat nehéz pénzügyi helyzetéből. Sok vállalatnak sikerül még ebben a fázisban visszakerülni az egészséges vállalatok sorába.
- A negyedik szakasz a *kritikus, a teljes fizetésektelenség szakasza*. A vállalat tartozásai túllépi az eszközök értékét, ugyanakkor a vállalat hitelezői és érintettjei teljes egészében

tudomást szereznek a helyzetről. A hitelezők még engedélyezik feltételesen az adósságok rendezését vagy átveszik a vállalatot költségmegtakarítás gyanánt.

- Amennyiben a fenti szakaszban nem sikerül az adósság átütemezése vagy a kiegyezés a vállalat átkerül a végső szakaszba, az *igazolt fizetéseképtelenség szakaszába*. Ekkor jogi lépéseket tesznek annak érdekében, hogy a hitelezők érdekeit védjék.

Ropega (2011) tanulmányában öt típusú életgörbét különböztet meg a KKV esetében, ami a csődhez vezethet:

- *sikertelen start-up*, – gyakori formája a csődnek, amely menedzsmenthibáknak a következménye;
- *növekedéstől elvakított vállalat* – amikor a vezetők a kezdeti sikerektől elvakultan veszélyesen optimisták lesznek a vállalat jövőjét illetően (növelik a tőkekiadást, a szervezeti struktúra ugyanaz marad; kicsúszik a kezükből a vezetés, aminek következménye a hanyatlás lesz);
- *apatikus vállalat* – a vállalat hosszabb ideje létezik, a vezetés alulmotivált, múltbeli sikeres stratégiákat alkalmaz, elvesztve a piaci pozícióját, és később a csőd szélére sodródik;
- *ambiciózus növekedésű vállalat* – nem ismeri fel megfelelően a piacot, a termelése meghaladja a piac felvevőkéességét, ugyanakkor nem számol a versenytársakkal, ami középtávon likviditási, illetve kapacitásfőlösleghez vezet;
- *a túlzott belső fogyasztó vállalatra* jellemző a vezetés azon tulajdonsága, hogy a vállalatot személyes szükségleteinek kielégítésére használja (saját érdekei súlyosabbak, mint a vállalat szükséglete). (Ropega, 2011, 478. oldal)

A csőd kutatás irodalma két fogalmat különít el, ami a csőddel kapcsolatos: a csőd tünetei és okai. Az ok egy olyan tényező, amely közvetve vagy közvetlenül előidézi a csődöt. A tünet egy negatív esemény, amely bekövetkezése valószínű vagy már létezik válságként (Korol–Prusak, 2005). A két fogalmat gyakran összemoszák. Ennek az irodalmi háttérével részletesen foglalkozik Ropega (2011) tanulmánya.

A vállalati csőd sok esetben valamilyen külső válsághoz (piacok keresletének változása, erőforrás-árainak növekedése stb.) kapcsolható. Ezért fontos, hogy ezen vállalatok csődelőrejelző modellek alkalmazása esetében olyan további változók kerüljenek a pénzügyi mutatók mellé, amelyek az adott gazdasági helyzetet is jellemezni tudják a modellben. Véleményem szerint egyes módszerek, modellek alkalmazhatósága pontosabb előrejelzést biztosítana, ha a csődbejutott társaságokat külön csoportokba sorolnák, amelyekre bizonyítani lehet, hogy a válság is hatással volt. Ennek a megoldása nagyon sok olyan adatigényt támaszt, amely túllép az egyszerű pénzügyi mutatók elemzésén, és interjúzással, kérdőívezéssel további paraméterek kerülhetnek változóként a modellbe, aminek segítségével a csődelőrejelzés pontosabbá válik. Nagyon találó az a gondolat, amely a következőket állítja: „A csődelőrejelzés feladata a válságjelenségek időbeli felismerése, mérése, valamint a várható fennmaradás és fizetőképesség előrejelzése” (Kristóf, 2008, 33. oldal).

A vállalati csőd a vállalatok megszűnésének egyik formája. A csőd a fizetéseképtelenséget követő végső szakasz a vállalat létezésében. A fizetéseképtelenség kialakulása a pénzügyi nehézségekhez köthető (Deliné, 2002). Egy vállalat pénzügyi nehézségekkel küszködik, amikor közgazdasági értelemben nem működik hatékonyan, vagyis a vállalati súlyozott tőkeköltség tartósan meghaladja a befektetett tőke megtérülését:

$$\text{ROIC} < \text{WACC},$$

de a vállalat értéke nagyobb még, mint az adósság értéke (Deliné, 2002).

A pénzügyi nehézségeknek három fokozata van Deliné (2002) szerint:

- 1. fokozat: a pénzügyi elosztás nem hatékony, de a vállalat még fizetőképese;

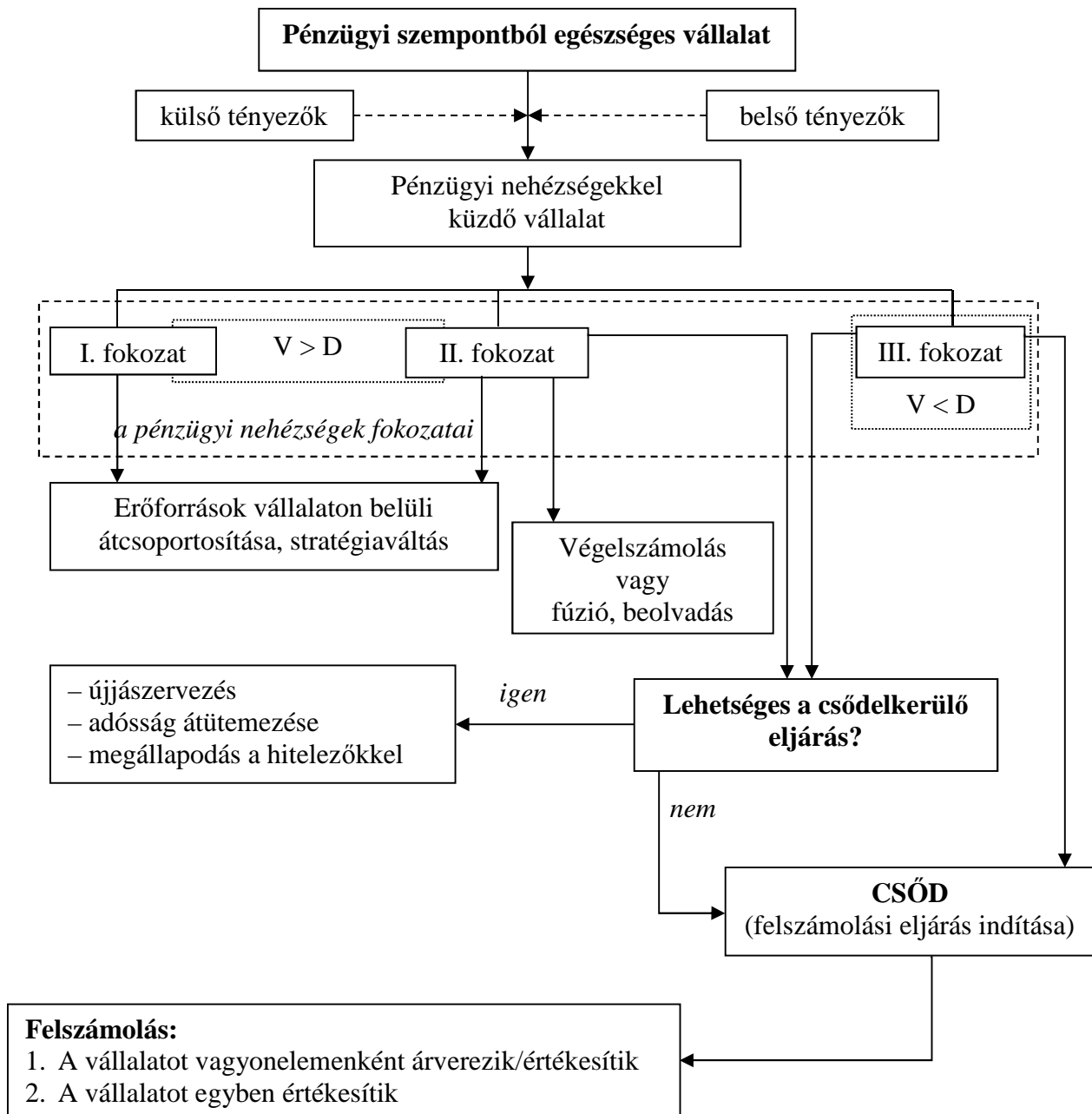
- 2. fokozat: a rossz pénzügyi elosztásnak az elhúzódása fizetési képtelenséget eredményez;
- 3. fokozat: a fizetési képtelenség mögött már megjelenik a vállalati vagyon hiánya, az adósság értéke meghaladja a vállalat értékét.

Amikor a vállalat tartozásainak kifizetése gyakran túllépi az illető adósság esedékességének lejáratát, a vezetés megpróbálkozik az erőforrások átcsoportosításával, a hitelek futamidejének átütemezésével javítani a likviditáson. Ebben a fázisban stratégiát is váltanak, a túlélés lesz az elsődleges cél. Sudarsanam és Lim (2001) arra keresték a választ kutatásukban, hogy a fizetési képtelen vállalatok eltérő stratégiát alkalmaznak azon vállalatokkal szemben, amelyek tovább süllyednek a pénzügyi adósságba, a csőd felé. Kutatásuk eredménye rámutatott arra, hogy a fizetési képtelen vállalatok jelentős stratégiai váltást hajtanak végre, ugyanakkor a ROA, árbevétel arányos nyereség és az adósságra eső pénzeszközök aránya jelentősen eltér a két vállalati minta között. Azt is megfigyelték, hogy lényeges az eltérés a működési stratégiát illető döntések esetében (Sudarsanam–Lim, 2001).

A stratégiaváltás azonban nem jár feltétlenül sikerrel, különösen abban az esetben, ha túlzottan belső irányú a vállalati vezetés figyelme. Ha hanyagolják a versenytársakat és a piac alakulását, előfordul, hogy a helyzet tovább romlik. A vállalat piacot veszít, egyre nehezebbé válik a likviditás optimális szinten való tartása, a vállalat pedig lassan a fizetési képtelenség felé csúszik.

A vállalat fizetési képtelenné válik, amikor nem képes eleget tenni fizetési kötelezettségeinek. Ebben az esetben már megjelennek a behajtók, a hitelezők kérhetik a vállalat elleni fizetési képtelenségi eljárást vagy a csőd-eljárást, amennyiben bizonyítani tudják, hogy az adósság esedékességekor a vállalat nem tud eleget tenni a követeléseknek.

Az 5. számú ábra egy vállalat életútját mutatja be pénzügyi szempontból a nem csődös állapotától a felszámolásig.



**5. ábra: A vállalat életútja pénzügyi szempontból**

Forrás: Deliné, 2002, kiegészítve.

Megjegyzés: V - a vállalat értéke, D - a vállalati adósság értéke



### 2.2.3. A csődelőrejelzés és a vállalati pénzügyek kapcsolata

A pénzügyi kutatások két nagy csoportba sorolhatóak: értékpapír- és értékpapír-piacokkal kapcsolatos kutatások, illetve vállalati pénzügyi kérdéseket érintő tudományos tanulmányok. Ez utóbbi körébe tartoznak a csődelőrejelzéssel, fizetésképtelenséggel kapcsolatos kutatások is. A 2008-as gazdasági válságot követően a csőd kutatás jelentős teret nyert a pénzügyi kutatásokon belül. Egyre nagyobb igény alakult ki olyan modellek kidolgozására, amelyek képesek a fizetésképtelenséget, a csőd bekövetkezését előre jelezni. A csőd kutatás főleg fejlett országok esetében hódított nagyobb teret az 1960-as évektől kezdődően, míg a közép-kelet-európai országokban most került inkább előtérbe.

Balcaen és társa (2004) tanulmányukban 35 év csőd kutatásait vizsgálták a klasszikusnak számító és használt statisztikai modellek alkalmazásának tükrében. A modellek gyenge pontjainak elemzésén túl hat okot soroltak fel, ami a csődelőrejelzés elterjedését és fejlődését segítette elő a vállalati pénzügyi kutatásokon belül.

1. Az első ok a gazdasági szereplők közötti kapcsolatból fakadó kockázatokban keresendő. A csőd bekövetkezése számos szereplőt negatívan érint, ezért a gazdasági szereplők *magas költségeknek* vannak kitéve. A csődelőrejelzés kutatását magáncégek, intézmények és a kormányzat is támogatta. A magánvállalatok, intézmények esetében a csődelőrejelzésnek az adós-minősítésben van fontos szerepe, hiszen a bajnak megfelelő időben való észlelése jelentős költségektől menti meg a hitelezőt. Ezek a költségek a kihelyezett pénzeszközök időértékének az elvesztéséből, jogi eljárások költségeiből állnak (Neophytou et al., 2001). A kormányzat részéről főleg társadalmi költségek lépnek fel vállalati csőd esetében. Ezen költségek az ország költségvetésére is hatással vannak mint forráskiesés: például kiesnek a bérjárulékok mint jövedelemforrás, a lehetséges nyereségadóktól, egyéb adóktól való állami költségvetési forráskiesés lép fel, ugyanakkor munkanélküliség is jelentkezik. Shumway (2001) szerint sok országban a központi bankok vállalati csődelőrejelző modelleket dolgoztak ki (Belga Nemzeti Bank, Francia Bank, Német Központi Bank, stb.). Számos gazdasági szereplő függ egy vállalat sikerétől. A pénzügyi nehézségekkel küzdő vállalat piaci értéke jelentősen csökken, és ez hatással van a vállalat érintetteire (Neophytou et al., 2001, Daubie–Meskens, 2002). A vállalati kapcsolati háló is jelentősen sérül pénzügyi szempontból, ha egy vállalat csődbe megy; gyakran egy nagyvállalat csődbe jutása maga után húz más, kisebb vállalatot is, azaz a csődnek fertőző hatása van, ez pedig negatívan hat ki egy ország foglalkoztatottságára, térségére (Doumpos–Zopoudinis, 1999, Bickerdyke et al., 2000, Van Caillie–Arnould, 2001). Ebből kifolyólag a csődelőrejelzés fontos szereppel bír vállalati és társadalmi-gazdasági szempontból.
2. A *negatív gazdasági trendek, sokkhatások* miatt számos vállalat került a csőd szélére. Ennek oka, hogy az elmúlt időszakban a vállalatok *tevékenységének környezete* is jelentősen megváltozott a globalizáció hatására, ugyanakkor több *állami szabályozás* is szigorodott, a verseny pedig fokozódott (Doumpos–Zopoudinis, 1999, Neophytou et al., 2001).
3. A vállalati pénzügyi adatokhoz való könnyebb hozzáférés (Van Caillie–Dighaye, 2002), illetve a *kvantitatív tudományok (matematika, statisztika, alkalmazott informatika és mesterséges intelligencia) fejlődése* jelentősen segítette a csőd kutatások elterjedését (Doumpos–Zopoudinis, 1999, Van Caillie–Dighaye, 2002).
4. A csődelőrejelzés-kutatás elterjedésének negyedik okaként említik azon tudományos publikációk elterjedését, amelyek rávilágítottak a piacok tökéletlenségére és az információ aszimmetriájára. Számos olyan beruházási projekt létezik, amely nettó jelenértéke pozitív, ugyanakkor nem jut finanszírozáshoz a tőke korlátolt mennyisége és az információ-aszimmetria miatt. Ebben a felfogásban a finanszírozási források a tőke megtérülési rátájától és a projektek sikerességétől függ. A projektek visszafizetési kockázatának mérése és előrejelzése fontos szerepet kapott, így a fizetésképtelenség- előrejelzést becsülő

modellek csökkenthetik az információ-aszimmetriát a finanszírozó és a vállalat menedzsmentje között (Balcaen et al., 2004).

5. A csődelőrejelzés elterjedését segítette az a szükséglet is, hogy pontosabb pénzügyi helyzetképet kapjanak a befektetők egy vállalatról. Független könyvvizsgálók képesek pénzügyi értelemben egy helyzetképet adni a vállalat pénzügyeiről, azonban pontos előrejelzés csak a modellek segítségével lehetséges. Számos kutatás foglalkozott ezzel a ténnyel, és arra a következtetésre jutottak, hogy a független könyvvizsgálók képesek egy pontos helyzetképet adni a vállalat „pénzügyi egészségéről”, azonban nem képesek előre jelezni a fizetésképtelenség vagy csőd bekövetkezését (Deakin, 1977, Keassey–Watson, 1991, Sun, 2007).
6. A csőd kutatás fejlődéséhez jelentős mértékben a bázeli egyezmény is hozzájárult (Balcaen et al., 2004). A 2005-ben hatályba lépő bázeli II. három pilléren alapszik. A három pillér közül a minimális tőkekövetelmény szabályozza azt, hogy a bankok saját belső értékelési módszert kell kidolgozzanak annak érdekében, hogy meghatározzák a fizetésképtelenség valószínűségét (Altman–Sabato, 2005).

Lizal szerint (2005) a csődnek háromféle elméleti magyarázatát különbözteti meg:

1. A neoklasszikus irányzat a csőd okát az eszközök nem megfelelő eloszlásának következményeként látja. Ebben a felfogásban a csődeljárás az eszközök hatékony eloszlását is eredményezi. Hasonló véleményen van Altman és Hotchkiss (2006) is.
2. A pénzügyi irányzat szerint a csődbe jutott vállalatok vagyonszerkezete megfelelő, azonban a tőkeszerkezeti és a likviditási mutatói nem jók.
3. A társasági irányzat szerint a csőd oka a vállalat vezetésében keresendő, a nem hatékony vezetés és erőforrás-elosztás vezet csődhez.

### **2.3. A csődeljárás jogi szabályozása Romániában**

Egy gazdasági környezetben belül időről időre számos vállalat jelenik meg és tűnik el végleg. Ezek a vállalatok nyereségszerzés céljából jöttek létre (nem említjük azon kategóriáját a vállalatoknak, amelyeket számlázás, adócsalás miatt hoztak létre), létezésükkel hozzájárulnak a társadalmi jóléthez, munkateremtő és termelési képességükkel jelentős bevételi forrásnak számítanak a kormányok részére. Ebből az okból kifolyólag a vállalatok megszűnése a társadalom és az állam részére költséges, ezért is szabályozzák a csődbe ment társaságok felszámolási folyamatát, hogy a hitelezők és munkavállalók jogait védjék.

A nemzetközi jogban a csődszabályozás országonként eltérő. A csődtörvények esetében négy csoportra oszthatóak az országok (Huaiyu, 2006):

- a) nem képes a vállalat adósságainak törlesztésére;
- b) nem képes a vállalat az esedékes adósság törlesztésére vagy adósságainak értékét nem fedi az eszközök értéke;
- c) nem képes a vállalat az esedékes adósság törlesztésére és adósságainak értékét nem fedi az eszközök értéke;
- d) a hitelező, ha bizonyítani tudja a vállalat csődhelyzetét, akkor elindítja az eljárást.

A csődeljárás folyamatának elindításához a követelésnek eltérő értéke van, és országonként változik. A csődtörvénynek vagy a fizetésképtelenség törvényének gazdasági hatása van a vállalatok életére, s nem mindegy, hogy az eljárás milyen formában megy végbe. Gutiérrez és társai szerint (2009) a hitelező-központú eljárás nagyobb vállalati értékvesztéshez vezet, mint azon eljárások, ahol az adós, illetve adós vállalatának a megmentése az elsődleges cél. Például a német eljárás hitelező orientált, az elsődleges cél a hitelezők védelme, ezzel ellentétben az eljárás a vállalat túlélésére helyezi a hangsúlyt Spanyolországban, az Egyesült Királyságban, míg Franciaországban a munkavállalók is védelmet élveznek (Gutiérrez et al. 2009).

A doktori disszertáció témája a csődelőrejelző modellek alkalmazhatósága Hargita megyei vállalkozásoknál, pénzügyi mutatók segítségével. Ebben a fejezetben csak azokat a fontosabb jogi részeket emeltem ki a romániai törvényekből, amelyek dolgozatom témáját tekintve relevánsak. Ugyanakkor rámutattam a magyarországi csődeljárásról és felszámolásról szóló 1991. évi XLIX. törvénnyel tapasztalható hasonlóságokra, különbségekre. A jogi szabályozás rövid ismertetése csak a jogi személyekkel kapcsolatos és nem foglalkozik a természetes személyek csődeljárásával.

A romániai csődeljárást szabályozó alaptörvényi keret két jogszabályból áll: a 2006. évi 85. törvény és az azt módosított 2014. évi 85. törvény, amely 2014 júniusában lépett hatályba. A hatályban lévő törvény értelmében a fizetéseképtelenség az a vagyoni helyzete az adósnak, amely azzal jellemezhető, hogy nincsen elég pénzügyi eszköze az esedékes, valós (bizonyított), likvid adósságok törlesztésére. A törvény két fizetéseképtelenségi helyzetet különböztet meg:

- a) feltételezett fizetéseképtelenség, amikor az adós nem fizette ki adósságát ennek esedékességét követő 60. napon túl;
- b) azonnali fizetéseképtelenség, amikor bizonyítva van, hogy az adós az adósság kifizetésének esedékességekor nem tud fizetni.

A fenti két eseten túl a törvény megkülönbözteti a hitelező intézetek fizetéseképtelenségét, amely akkor lép fel, ha a szóban forgó pénzügyi intézet képtelen kifizetni lejárt adósságát és a solvabilitás mutatója 2% alá süllyed.

A törvény értelmében két fizetéseképtelenségi eljárás létezik. Általános eljárás alkalmazandó azon adósok esetében, akik újrászervezési folyamatba kerülnek, egyszerűsített eljárás pedig akkor, ha az adós csődeljárás alá kerül, elindul ellene a felszámolás. A csőd egy fizetéseképtelenségi eljárás, amelyet az adóssal szemben alkalmaznak, hogy a tartozásait fedezni tudják, majd az eljárást a Kereskedelmi Jegyzékből való végső törlesztéssel fejezik be.

A törvény értelmében azon adósok esetében alkalmazható a felszámolás, akik:

- nem rendelkeznek vagyonnal;
- nincsen alapítási oklevelük;
- nem található, nem létezik számviteli dokumentáció;
- az ügyvezető nem található;
- a társaság nem található a bejegyzési helyén;
- azon jogi személyek, akik önkéntesen kérték végső felszámolását a társaságnak.

A hatályban lévő törvény értelmében csak azon adós vállalatok ellen lehet fizetéseképtelenségi eljárást indítani, amelyeknek adóssága meghaladja a 40 000 lej (kb. 9000 EUR) értéket 60 napon túl. Az eljárás folyamatát tekintve minden döntés és lépés nyomon követhető egy elektronikus rendszeren keresztül az illető jogi személy esetében.

A magyarországi csődtörvény értelmében (1991. évi XLIX. törvény) egy vállalat akkor van fizetéseképtelen helyzetben ha:

- vagyona kisebb, mint a tartozások értéke;
- nem fizeti ki tartozásait az esedékességet követő 60 napon túl;
- a vállalattal szembeni követelések behajtása eredménytelen volt.

Összegzésként elmondható, hogy a két ország jogrendjében a fizetéseképtelenségi eljárás hasonló.

#### **2.4. A csődelőrejelzés és fizetéseképtelenség kutatásának fejlődési története**

Ebben a fejezetben összefoglaltam a csődkutatást és a fizetéseképtelenséget tanulmányozó relevánsabb tanulmányokat a kezdetektől napjainkig. A fejezet segítséget nyújthat azoknak, akik a téma iránt érdeklődőknek, hiszen az első részben összefoglaltam a jelentős mérföldköveket a

nemzetközi kutatások területén, ezt követően pedig részletesebben ismertettem azokat a releváns tanulmányokat, amelyek 2005-től napjainkig megjelentek. Végül összefoglaló következik azon releváns tanulmányokról, amelyek Magyarországon és Romániában születtek az elmúlt években. Meg kell jegyezni, hogy a tanulmányok tartalmazznak szakirodalmi áttekintéseket, azonban kevés az olyan publikációk száma, amelyek a csőd kutatás fejlődését, modellcsaládok ismertetését összefoglalják bizonyos szempontok szerint.

Tekintettel arra, hogy a témában nemzetközi szinten jelentős számú publikáció jelent meg, a bemutatásra kerülő tanulmányok kiválasztása két fő szempont mentén történt:

1. Azon tanulmányok kerülnek bemutatásra, amelyek több tanulmányban is forrásként megjelentek, rangosabb folyóiratoknál láttak napvilágot.
2. A kiválasztott cikkek olyan meglátásokat, fontos információkat, megoldásokat tartalmazznak, amelyek a kutatóknak adott esetben jelentős értékkel bírhatnak jövőbeni kutatások esetében.

A vállalati csőd egy nem szándékosan kívánt jelenség, kivéve azokat az eseteket, amikor a cél a vállalat csődbejuttatása, hogy a tartozásokat ne kelljen kifizetni, ha ez azonban bíróság által bizonyítható, akkor komoly büntetőjogi eljárás is indulhat a tulajdonosok, vezetők ellen. Ez utóbbi esetekkel nem foglalkoztam a kutatás során, mivel nem célja a jelen disszertációnak.

A vállalat érintettjei (hitelezők, tulajdonosok, alkalmazottak, állam) számára a csődeljárás rendkívül költséges folyamat. A hitelezők a befektetett pénzüket szeretnék visszakapni kamattal együtt. A tulajdonosok esetében a csőd jogi költségekkel jár, adott esetben pedig későbbi vezetői pozíciók betöltéséhez való jog megvonásával is járhat. Az alkalmazottak munkahelyük elvesztésével egyetlen bevételi forrásuktól esnek el, adott esetben nehezen vagy csak átképzéssel kapnak új állást, legrosszabb esetben munkanélküliek maradnak, így részükről ez nem kívánatos. Az állam részére a vállalati csőd nem kívánt jelenség, mivel jelentős adókból származó jövedelmi forrásoktól esik el, ugyanakkor az alkalmazottak után megnő a társadalmi kifizetések értéke. A vállalati csődnek „fertőző” hatása is van (Doumpos–Zopoudinis, 1999). A kereskedelmi kapcsolatok miatt a vállalatok egymás által generált hatásnak is ki vannak téve, azaz egy vállalat csődbe jutása hatással van kereskedelmi partnereire is, hiszen a tartozások nem időben történő kifizetése a másik partner számára is pénzügyi nehézséget, többlet finanszírozási költséget okoz, esetenként ez fizetési képtelenséghez, később akár csődbe jutáshoz is vezethet. Főleg nagyvállalatok juttatják beszállítóikat ilyen helyzetbe.

A csőd megelőzése ezen szereplők számára fontos, s jó az, ha olyan alternatívák kerülnek előtérbe, amelyek olcsóbbak, mint a csődeljárás, pl. újraszervezése a vállalatnak. Ebből az okból kifolyólag a legtöbb kutatás a csődeljárás esetében csődelőrejelző vagy a fizetési képtelenséget modellezi, pontosságukat teszteli. Ezek a később részletesen is bemutatásra kerülő tanulmányok, kutatások két nagy csoportba sorolhatók: a parametrikus és a nem parametrikus modellekkel foglalkozókra. A legelterjedtebb modell a parametrikus modellcsaládon belül a többváltozós diszkriminanciaelemzés (MDA) és logisztikus regresszióelemzés. A modellek lényege, hogy több változó segítségével a vállalatokat két csoportba sorolják: a csődös/fizetési képtelen, vagy egészséges vállalatok csoportjába. A bemeneti változók a vállalatot jellemző pénzügyi mutatók, illetve olyan nem pénzügyi mutatók, amelyek kapcsolatba hozhatók a fizetési képtelenség kialakulásával. Ezen mutatók kiválasztása modellfüggő, a kutatás során egy hosszabb folyamat részeredménye. A diszkriminanciaelemzés és logisztikus regresszió közötti eltérés abban áll, hogy az utóbbi esetében az eloszlás logit eloszlást feltételez (Lo, 1986). A logisztikus regresszió egyben a vállalat csődbe jutásának valószínűségét is meghatározza. A parametrikus modellcsalád a fizetési képtelenség/csődbe jutás tüneteire fókuszál. A modellek bemeneti változóit pénzügyi viszonyszámok alkotják.

A nem parametrikus családba tartoznak a neurális hálók (ANN), a Bayesian-modellek, a Hazard-modellek, a Fuzzy-modellcsaládok, a genetikus algoritmusok és a hibrid modellcsaládok. Ez utóbbi két másik modell előrejelző képességének egy modellen belüli alkalmazását jelenti. Ezen modellcsalád is, hasonlóan a parametrikus modellcsaládhoz, több változó tesztelését veszi figyelembe, azonban a változók esetében alkalmazhatóak adatbányászati technikák is, illetve információ-technológiai igényük is nagy (Adnan–Dar, 2006). A neurális hálómodellek képesek a tanulásra, alkalmazásuk nem lineáris összefüggések megfigyelésére is alkalmas. Mindez nagyon vonzóvá teszi a kutatók körében. A neurális hálómodell gyengesége, hogy az eredményváltozók nehezen értelmezhetőek, mivel a modell nem rendel hozzá szignifikanciaszintet, az eredményváltozók relatív fontosság szerint vannak sorba állítva. Ugyanakkor a kutatás során hajlamosak a túltanulásra, így az adott adatállomány specifikumait jegyzik meg (Lee–Choi, 2013).

#### 2.4.1. A csődelőrejelzéssel és fizetésképtelenséggel kapcsolatos kutatások

Ez az alfejezet a csődelőrejelzés és fizetésképtelenség kutatásának irodalmi áttekintését tűzte célul. Első részben a fontosabb kutatásokat említem röviden a kezdetektől 2005-ig. Ezt követően kiegészítem a fontosabb nemzetközi kutatásokkal, modellfejlesztésekkel, külön kitérve a magyarországi és romániai helyzetre.

##### *A kezdetektől 2005-ig*

A csődelőrejelzés folyamatos átalakuláson, fejlődésen ment keresztül. Az informatikai technológia és a szakértői rendszerek fejlődésével egyre összetettebb modellek alakultak és alakulnak ki, de nem létezik egy alapján elfogadott általános modell (Constand–Yazdipour, 2011). Egy általánosan elfogadott csődelőrejelző modell hiánya abból fakad, hogy nincsen egy egységesen elfogadott meghatározás a csődbe ment társaságokat illetően. Ugyanakkor a tanulmányok, amelyek különböző statisztikai módszerek alkalmazását tűzték ki célul, a csőd fogalmát eltérően kezelik (Bellovary et al., 2007). Bellovary és társai (2007) szerint a tanulmányok két csoportba oszthatók a tekintetben, hogy a csőd fogalmát miként határozzák meg:

1. A csődöt jogi értelemben kezelik, azaz a vállalat ellen már jogi úton elindult a csődeljárást átszervezés vagy felszámolás.
2. A második csoportba tartoznak azon tanulmányok, amelyek a csődöt pénzügyi stressznek tekintik, azaz a vállalatok fizetésképtelenségét értik a csőd fogalma alatt (a vállalat nem tud fizetni adósainak).

A második pontban fogalmazottakat figyelembe véve, véleményem szerint a vállalatok nem tekinthetők csődbe jutott társaságként, hiszen nem minden esetben kerül a vállalat felszámolás alá. Valójában rövid távú pénzügyi nehézséggel küzdő vállalatnak tekinthető, ami a fizetések jobb ütemezésével korrigálható. Csődnek csak a végső felszámolás tekinthető.

A fenti két nézőpont különbözik egymástól. Vizsgálni lehetne két vállalati mintán a következőt. Az első mintába tartoznának azon vállalatok, amelyek végleg csődbe jutottak, a másik csoportba tartoznának azok, amelyek pénzügyi nehézséggel küszködnek. A két mintát idősorosan vizsgálva különbségeket lehetne megállapítani. Ez azonban nehézségekbe ütközhet, mivel a pénzügyileg nehézségben lévő társaságok hasonlíthatnak az egészséges társaikra a hosszú távú adósság tekintetében, ha az időtáv hosszabb, mint a negatív eseményt megelőző első év.

A modellek fejlődését tekintve elmondható, hogy a többváltozós statisztikai módszerek alkalmazása előtt, már voltak próbálkozások annak a megfigyelésére, hogy a fizetőképes és fizetésképtelen vállalatok pénzügyi mutatói miben és mennyire térnek el egymástól.

Fitzpatrick volt az első, aki a jól működő vállalatok és csődbe jutott vállalatok mutatóit hasonlította össze. Tanulmányában 20 vállalatpárt vizsgált. Eredményei 1932-ben jelentek meg,

s a szerző arra a következtetésre jutott, hogy az eladósodottsági, likviditási, jövedelmezőségi és forgási sebességi mutatószámok a jól működő vállalatok esetében magasabbak, mint a csődbe jutott vállalatoké (Fitzpatrick, 1934). Smith és Winakor (1935) vizsgálta először a két csoportba tartozó vállalatok pénzügyi mutatóit páronként. Elemzésük 183 csődbe ment társaság adatain alapszik (Smith–Winakor, 1935). Beaver kutatásainak eredményeit 1966-ban közölte, a felhasznált módszer egyváltozós diszkriminanciaanalízis volt (univariate discriminant analysis). A szerző 79 vállalatpárt vizsgált 1954 és 1964 között (Beaver, 1966) ; 30 pénzügyi mutatót talált relevánsnak. A pénzügyi mutatók közül a cash flow és mérlegfőösszeg-aránymutatók segítségével modellje 90%-os megbízhatósággal jelezte előre a fizetőképtelenséget egy évvel a csőd bekövetkezése előtt. Meg kell említeni Chudson nevét is, aki felhívta a figyelmet arra, hogy az iparági adatokkal megalkotott modellek találati aránya pontosabb eredményhez vezetett (Chudson, 1945).

Az első többváltozós statisztikai modell Altman nevéhez köthető (1968). Altman volt az első, aki azt állította, hogy egy változó nem elégséges a csőd pontos becsléséhez, ezért több változó együttes alkalmazásával alkotta meg az Altman-modellt. A szakértők a csődkutatás első mérföldkövét is Altmanhoz kötik, ugyanakkor modellje összehasonlításként számos tanulmányban megjelenik (Bellovary et al., 2007). Altman 33 vállalatpár pénzügyi mutatóit (fizetőképes és fizetéképtelen) vizsgálta 1946 – 1964 között többváltozós diszkriminancia elemzés segítségével (multivariate discriminant analysis – MDA, Altman, 1968). Az általa meghatározott lineáris diszkriminancia egyenlet Z értéke alapján választhatók szét a fizetőképes és fizetéképtelen vállalatok:

$$Z = 0,012 \cdot x_1 + 0,014 \cdot x_2 + 0,033 \cdot x_3 + 0,006 \cdot x_4 + 0,999 \cdot x_5 \quad (1)$$

ahol:  $x_1$  = működő tőke/mérlegfőösszeg  
 $x_2$  = eredménytartalék/mérlegfőösszeg  
 $x_3$  = EBIT/mérlegfőösszeg  
 $x_4$  = saját tőke piaci értéke/kötelezettségek könyv szerinti értéke  
 $x_5$  = árbevétel/mérlegfőösszeg.

Az általa megalkotott modell öt pénzügyi mutatón alapszik, ugyanakkor 95 százalékos pontossággal különíti el a fizetőképes és nem fizetőképes vállalatokat. Altman nevéhez több más modell megalkotása is kapcsolható, egyik legismertebb és mai napig használt modellje a ZETA-modell (Altman et al., 1977). Az új modell 7 változót tartalmaz (ebből egy változó a vállalat mérete). A Haldemannal és Narayanannal közösen kifejlesztett modell 58 vállalatpár adatain alapszik az 1969 –1975 közötti időszakból. A modell találati értéke 96%-os a csődöt megelőzően.

Altman követően a kutatók számos diszkriminanciaanalízisen alapuló modellt alkottak, változtatásokat hajtván végre a modellt alkotó változókat illetően. Mások iparági átlagok korrekciójával, piaci érték vagy nagy adatbázisok alkalmazásával új változatokat dolgoztak ki (Deakin, 1972, Blum, 1974, Springate, 1978, Fulmer et al., 1984). A modellek változói számának és összetételének eltérése a minta különbözősége miatt is bekövetkezhetett. Deakin 14 mutatót alkalmazott modelljében, ebből négy cash flow alapú volt. Blum modelljében több mutató szórását, illetve időbeli trendjét viszonyította számviteli mutatókhoz.

Az 1980-as évektől kezdődően új modelles család jelent meg a csődelőrejelzésben: a logisztikus regresszió elemzés. A modell Ohlson nevéhez fűződik. A felhasznált adatok 1970–1976 közöttiek, az adatbázisban 105 csődbe ment és 2058 nem csődös társaságot elemezett.

Ohlsonnak sikerült először negatív kapcsolatot kimutatnia a vállalat mérete és a fizetőképessége között. Ohlson mellett Zmijewskit is érdemes megemlíteni, aki 1984-ben közölte kutatásának eredményeit, s először alkalmazta a probit modellt (Zmijewski, 1984). Adatbázisa 40 csődbe ment és 800 túlélő vállalatból tevődött össze az 1970 és 1978 közötti évekből. Zmijewski

különböző összetételű mintát készített, szakítva az addigi gyakorlattal, az 1:1-hez arányt 1:20-ig növelve a túlélő vállalatok számát. A probit modellek kevésbé terjedtek el nehezebb alkalmazásuk és feltételrendszerük miatt (Bellovary et al., 2007).

A két modellcsalád megjelenését követően jelentősen megnőtt azon publikációk száma, amelyek az MDA módszer előrejelzési pontosságát hasonlították össze a logisztikus regresszió találati értékével. A logisztikus regresszió alkalmazása jobban elterjedt a kutatók körében, mivel:

1. Az MDA módszer a változók normális eloszlását feltételezi, ezért nem teszi alkalmassá a független dummy változók alkalmazását.
2. A csődös és nem csődös vállalatok variancia-kovariancia mátrixainak meg kellene egyeznie.
3. Az MDA hátránya, hogy a módszer besorolja a vállalatot csődös vagy nem csődös állapotba, de nem becsüli meg annak bekövetkezési valószínűségét (Ohlson, 1980, 112. oldal).

Ezzel szemben egyik negatívuma, hogy problémát jelent több változó esetében a multikollinearitás. A multikollinearitás kiküszöbölése azonban főkomponenselemzéssel megoldható.

Az 1990-es években gyors fejlődésnek indult a számítógépes technika, ami a mesterséges intelligencia és a szakértői rendszerek fejlődésének segített. Ennek köszönhetően egy újabb modellcsalád születik, a neurális hálók (ez a modellcsalád a non-parametrikus és nem lineáris modellcsaládokhoz tartozik).

A neurális hálók alkalmazása Messier–Hansen (1988) nevéhez fűződik, őket többen követték: Raghupathi et al. (1993), Coats–Fant (1992), Guan (1993), Tsukuda–Baba (1994), Altman et al., (1994). A neurális hálózatok segítségével is készíthető klasszifikációs elemzés. A hálót felépítő neuronok tanulás folyamán oldják meg a vállalatok csoportosítását. A felépítése ezen hálózatoknak több réteg segítségével történik (bemeneti, köztes, kimeneti réteg). A bemeneti réteg a vállalatok pénzügyi jellemzőit tartalmazza. A rétegek közötti kapcsolatot a neuronok fontossági sorrend szerint súlyozzák. A kimeneti réteg csak egy neuronból áll (Virág–Kristóf, 2005).

A neurális hálók családjába különböző tanulási tulajdonsággal rendelkező modellek tartoznak, mint például a backpropagation-háló eljárás (Dwyer, 1992), önszerveződési térképek (SOF-self organizing map, Alam et al., 2000).

A neurális hálózatok mellett más mesterségesintelligencia-megközelítések is születtek a csődelőrejelzés tekintetében: hibrid modellek – amelyek két módszer kombinálásából, az MDA és neuron hálómodellekből áll – (Lee et al., 1996), generikus algoritmusok (Vareto, 1998), „rough teszt” elmélet alapján végzett kutatások (Dimitrias et al., 1999).

A neurális hálózatok a nem parametrikus modellek közé tartoznak. A nem parametrikus modellek csoportjába tartoznak a Bayesian-, a hazard-, a fuzzy- és a genetikus algoritmusmodellek, illetve Data Envelopment Analysis (DEA).

Back és társai (1996) finn vállalati kismintán tesztelték három módszer segítségével (diszkriminanciaanalízis, logisztikus regresszió és genetikus algoritmus) előállított modellek pontosságát fizetésképtelenség előrejelzésében. Következtetésük az volt, hogy a három módszer segítségével előállított modellek eltérő pénzügyi változókat tartalmaztak eltérő számban. A modellek pontosságát illetően a genetikus algoritmus találati értéke jobb a másik két módszerénél a fizetésképtelenséget megelőző harmadik évben is.

**1. táblázat: Fontosabb mérőföldkövek a vállalati csődelőrejelzés történetében<sup>2</sup>**

Pénzügyi mutatók használata csődelőrejelzésben	1932 – Fitzpatrick, 13 mutató, 19 egészséges és 19 csődbe jutott vállalat	Parametrikus modellezés (MDA, LA, PA stb.)	Nem parametrikus modellezés (ANN, BM, HM, FM, GA)
	1935 – Smith és Winakor, 183 csődbe ment társaság elemzése		
	1945 – Chudson, iparágak és pénzügyi mutatók struktúráját tanulmányozta		
	1962 – Jackendoff, nyereséges és veszteséges vállalatok pénzügyi mutatóit hasonlította össze		
	1966 – Beaver, az első, aki egyváltozós elemzést alkalmazott		
Többváltozós elemzés (MDA, LA, PA)	1968 – Altman, Z mutató, első többváltozós diszkriminanciaelemzés		
	1978 – Altman és Eisenbeis, idősorok beépítése		
	1980 – Ohlson, első logisztikus regresszió elemzés		
	1984 – Zmijewski, probit elemzés		
	1985 – Gentry et al., bevezetik a cash flow alapú mutatókat		
Mesterséges intelligencia, hibrid és más kombinált modellek	1988 – Messier és Hansen, neurális hálók elemzése		
	1989 – Aziz és Lawson, cash flow alapú modellek		
	1992 – Dweyer, parametrikus és nem parametrikus modellek összehasonlítása		
	1993 – Laitinen, újraszámolása a modelleknek 3 évvel a csőd előtt		
	2001 – Shumway, hazard-modellezés		
	2004 – Lam, fundamentalista és technikai elemzés alkalmazása a mesterséges neurális hálók esetében		
	2004 – Jones és Hensher, mixed logit modell		
	2005 – Beaver et al., hazard-modellezés és az idő hatása a csődelőrejelzésben		
	2008 – Agarwal és Taffler, piaci alapú és könyvvitel alapú modellek hatékonyságának tesztelése		
	2009 – Li és Ho, hibrid módszer, egyesítése a fuzzy és genetikus algoritmus módszereknek		
	2011 – De Andrés et al., hibrid módszer, fuzzy-klaszterezés és MARS-módszer kombinálása		
	2013 – Hernandez és Wilson, számviteli, piaci és makrogazdasági mutatók kombinálása		
2014 – Trabelsi et al., Bayesian, hazard és mixed logit modellezés			

Forrás: saját szerkesztés, Balcaen et al. alapján, 2004, kiegészítve.

<sup>2</sup> Megjegyzés: Használt rövidítések: MDA – többváltozós diszkriminanciaelemzés, LA – logisztikus regresszióelemzés, PA – probit elemzés, HM – hibrid modell, FM – Fuzzy módszer, GA – genetikus algoritmus, ANN – mesterséges neurális hálók, BM – Bayesian-módszer, AI – mesterséges intelligencia.



*Csődhelyzet és fizetésképtelenség empirikus kutatásának ismertetése a 2005-ös évtől napjainkig*

Kevés olyan tanulmány született az elmúlt időszakban, amely a csődkutatás fejlődését és történetét mutatná be részleteiben. A szakirodalomban elsőként Jones tett kísérletet a csődkutatás irodalmi összefoglalására (Jones, 1987). Tanulmányában kiemeli a tesztelő minta alkalmazásának fontosságát a csődkutatás során. További következtetése az volt, hogy a túl sok pénzügyi mutató alkalmazása nem feltétlenül vezet jobb modell megalkotásához (Jones, 1987). Balcaen és Ooghe (2004) tanulmányukban 35 év csődkutatásaiban született legfontosabb tudományos cikkeket elemezték. Kutatásuk középpontjában olyan tanulmányok álltak, amelyek a klasszikus statisztikai modelleket alkalmazták: egyváltozós elemzés, kockázatiindex-modellek, többváltozós diszkriminanciaelemzés és feltételes valószínűségi modellek (probit, logit és lineáris valószínűségi modellek). Elemző tanulmányukat hat probléma köré csoportosították:

1. a dichotóm függő változó problematikája;
2. a mintavétel módszere;
3. az adatok instabilitása és nem stacionaritásuk;
4. az éves pénzügyi adatok használata;
5. a független változók kiválasztása;
6. az idődimenzió.

A Balcaen és társai (2004) tanulmányának az volt a célja, hogy rámutasson azokra az erősségekre és hiányosságokra, amelyeket az egytényezős, kockázatiindex-alapú és többtényezős diszkriminancia-modellek hordoznak, ugyanakkor rávilágítottak a logisztikus regresszió alapú modellek hiányosságára is (logisztikus regresszió, probit, lineáris és probit modellek).

A Bellovary cikk (Bellovary et al., 2007) részletesen mutatja be mellékleteiben a csődelőrejelzés modellezésének fontosabb tanulmányait. A szerzők 165 cikket vizsgáltak 1966 és 2004 között, ebből 43 publikáció két vagy ennél több modellt hasonlított össze. Vizsgálatukban nem számoltak azokkal a tanulmányokkal, amelyek egy meglévő modellt replikáltak. A szerzők külön kitérnek a modelleszaladokban alkalmazott vállalatok tevékenységi körére is. A modelleket három nagy csoportba sorolták a felhasznált minták szempontjából. Az első csoportba tartoztak azok a modellek, amelyekben a vállalatok nem voltak iparágakra elkülönítve. A második nagy csoportja a modelleknek iparban és kereskedelemben lévő vállalati mintákon alapult. A harmadik nagy csoport, a bankok csődbe jutásának előrejelzésével foglalkozott. A mesterséges intelligenciát alkalmazó tanulmányok irodalmi áttekintésével Perez (2006), Ravi–Ravi (2007), Verikas et al. (2010) és Kirkos (2015) foglalkozott. Perez (2006) cikkében 30 tanulmányt és azokban alkalmazott NN-modellek problémáit tárgyalja (Perez, 2006). Ravi–Ravi (2007) egy nagyobb időszak tanulmányinak vizsgálatát foglalta össze cikkében 1968–2005 között, több modelleszalad modelleket vizsgálva: többretegű perceptron, önszerveződő térképek, fuzzy-rendszerek, DEA additív modell, stb. (Ravi–Ravi, 2007). Verikas és társai a számítási technikák javítására tettek próbát, amelynek segítségével hibrid modellek alkothatóak (Verikas et al., 2010). A jelen alfejezet célja részben a Bellovary és társai (2007) tanulmányának kiegészítése.

Számos tanulmány született azzal a céllal, hogy bizonyítsa egyik vagy másik modell pontosságát. A 2005-ös évet követően a kutatások esetében túlsúlyban vannak a mesterséges intelligenciát alkalmazó, illetve a hibrid modellek. A diszkriminanciaelemzés és a logisztikus regresszió továbbra is alkalmazott a kutatások során.

*Premachandra et al.* (2009) cikkében logisztikus regresszióelemzést és DEA additív modellt hasonlított össze. A szerzők arra a következtetésre jutottak, hogy a DEA pontosabb a csődbement cégek azonosításánál (84–89%), míg a logisztikus regresszió pontosabb az egészséges vállalatok azonosításánál (69,30–99,47%), azonban az out-of-sample becslés esetében a DEA pontosabbnak bizonyult (74–86% a DEA esetében) (Premachandra et al., 2009).

*Verikas et al.* (2010) egy összefoglalót készített a hibrid csődmodellezésről. A szerzők tanulmányukban bemutatják a releváns cikkeket ebben a témában (*Verikas et al.*, 2010, 2. táblázat, 1006. oldal).

Érdekes megközelítésre tesz javaslatot *Korol és Korodi* (2011). Tanulmányukban a fuzzy logit modellt alkalmazzák 132 részvénytársaság (107 nem csődös és 25 csődbe ment vállalat) esetében. A modell két verziója abban tér el egymástól, hogy az első modell bemeneti változói statikus helyzetet jellemző pénzügyi mutatók. A másik verzió bemeneti adatként a mutatók dinamikáját veszi figyelembe, így a becslésük pontosabb lesz 1,85 százalékponttal – 88,9%. A dinamikus változókat tartalmazó modell 3 évvel a csődbe menetel előtt is 81,48%-os pontossággal becsli a csőd bekövetkeztét a mintán (*Korol és Korodi*, 2011).

Egy fontos csoportja a csődelemzésnek a hazard-modellek. *Gupta et al.* (2014) tanulmánya a diszkrét hazard modellt alkalmaz a KKV-k esetében (a használt adatbázis 385 733 nem csődös és 8162 csődbe ment KKV-ból áll). A tanulmány egyedisége abban rejlik, hogy három hazard modellt alkalmaz mikro-, kis- és középvállalkozások csoportjára. A pénzügyi mutatók mellett dummy változókat is alkalmaztak a modellezésben. A csődelőrejelzés pontossága 74,14–76,10% között mozogott (*Gupta et al.*, 2014).

*Trabelsi et al.* szerint jelenleg három fő csődelőrejelző modell létezik: Bayesian, hazard és mixed logit (*Trabelsi et al.*, 2014). Ennek a három modellnek a hatékonyságát tesztelték cikkükben, és arra a következtetésre jutottak, hogy a Bayesian modellnek van a legkisebb hibás becslése, ha az optimális cut off pontot tanuló mintán keresztül becslik (*Trabelsi et al.*, 2014).

A mesterséges intelligencia mellett vannak próbálkozások arra, hogy alternatív modelleket állítsanak fel.

*Xu és Zhang* (2009) kísérletet tesz statisztikai modellek és opcióárazási modellek összehasonlítására. A kutatásukhoz a japán tőzsdén jegyzett 3510 vállalati adatot tesztelték. Végső következtetésük, hogy a japán vállalatok esetében az opcióárazási modell jobb, mint a statisztikai modellek, ugyanakkor a két modell kombinációjával a csődelőrejelzés pontosabb. A szerzők kitérnek arra a tényre is, hogy a japán vállalati kultúra eltérő a többitől a Keiretsu-struktúra miatt (*Xu és Zhang*, 2009).

*Kirkos* (2015) tanulmánya eltér a többi hasonló tanulmánytól, mivel ez volt az első, amely Systematic Literature Review módszert alkalmazott ezen terület tanulmányozására, másodsorban a 42 cikk, amelyet tanulmányozott a 2009–2011-es évekből való, és magas reputációjú folyóiratokban közölték (Thomson-Reuter impakt faktora nagyobb, mint 0,5). Harmadsorban eltér a hasonló tanulmányoktól abban is, hogy holisztikus megközelítést alkalmaz. A szerző hat tengelyt állapít meg, amely mentén a csődkutatót levezeti: a csődkutatók fő célkitűzése a mesterséges intelligencia esetében az alkalmazott osztályozási módszerek, az alkalmazott modellek pontossága, és mely tényezők voltak hatással a modellre, melyek voltak a jellemzői a használt adatsoroknak, melyek voltak a végső kiválasztott változók, és végül, hogy a cikk a kitűzött kutatási célját elérték, illetve milyen más következtetések születtek (*Kirkos*, 2015). Az általa vizsgált tanulmányok csődelőrejelző pontossága 72–100% között mozgott, 50% a tanulmányoknak 81–90% pontossággal becsülte a csőd bekövetkeztét, 29%-nak a becslési pontossága meghaladta a 91%-ot (*Kirkos*, 2015). Hasonló következtetésre jutott, mint *Altman et al.* (1995) és *Dimitras et al.* (1999), hogy a csődelőrejelzés pontossága csökken, ha a használt adatok két vagy több évvel korábbiak, mint a csőd bekövetkezése (*Kirkos*, 2015). *Kirkos* kutatása során kiderül, hogy a leggyakrabban alkalmazott modellek összehasonlítás céljából a neurális hálók, a logisztikus regresszió és a diszkriminanciaelemzés. A kutatások során több cikk is arra a következtetésre jutott, hogy a neurális hálók kisebb minta esetében nagyobb pontossággal becsülnek, ez nagy valószínűséggel abból fakad, hogy a túltanulás a pontosság rovására megy (*Chen*, 2011, *Lee et al.*, 2005). Erre a tényre azonban *Du Jardin és Severin* (2011) azt a magyarázatot adta, hogy vannak társaságok, amelyek túlélők a diverzifikált tevékenységük

miatt, nagy minta esetében ezek nagyobb számban fordulnak elő, így nagyobb a klasszifikációs hiba is a tanulás során.

Jelentős része a tanulmányoknak külön foglalkozik a KKV-szektor fizetésképtelenségének tanulmányozásával: *Altman–Sabato*, 2005, *Altman et al.*, 2010. Utóbbiak a vállalati pénzügyi mutatók mellett más nem pénzügyi mutatókat is használnak a KKV-k fizetésképtelenségének vizsgálatához. Az adatminta nagymintás vizsgálat volt, 2000 és 2007 közötti KKV-k esetében. A pénzügyi mutatók mellett a következő nem pénzügyi mutatók is szerepeltek független változóként a logisztikus regressziós modellben: bírósági döntések száma az adósság felhajtása esetében, független könyvvizsgáló mérleg megléte, pénzáramlás-kimutatás megléte, alegység létezése, pénzügyi jelentések kitöltésének késedelmi ideje napokban, könyvvizsgálói jelentés minősége, vállalat kora, iparági besorolás. A szerzők következtetése az volt, hogy a minta esetében javasolt a KKV-szektor különválasztani a nagyvállalatok csoportjától, ugyanakkor a nem pénzügyi mutatók alkalmazása a modellben 13%-kal javította a modell pontosságát.

A KKV-k nagyságának hatását a fizetésképtelenség valószínűségére *Kalak és Hudson* (2016) diszkrét hazard-modell segítségével vizsgálta. A vállalati minta 11 117 KKV-ból állt, ebből 465 fizetésképtelen volt, a szerzők az 1980 és 2013 közötti éveket vették figyelembe. Következtetéseik arra is vonatkoztak, hogy a közepes vállalatok és a teljes minta között a modellt alkotó változók azonosak voltak. A szerzők azt is megfigyelték, hogy a mikro és kis vállalatok esetében a minta szétválasztása jobb eredményhez vezetett.

*Gupta és társai* (2014) tanulmányukban a logisztikus regresszió módosított változatát alkalmazták, amely figyelembe veszi az idő hatását is. A tanulmány az Egyesült Királyságból származó 385 733 egészséges és 8162 fizetésképtelen KKV-t vizsgálta 2000–2009 között. A vállalati pénzügyi mutatók mellett más, nem pénzügyi mutatókat is alkalmaztak dummy változóként (hasonló változók kerültek be, mint Altman és társai 2010-es tanulmányában), a mintát felosztották mikro-, kis- és közepes vállalkozásokra, mivel kutatásuk célja az volt, hogy kiderítsék a vállalati méret befolyásolja-e vagy sem a fizetésképtelenség valószínűségét. A szerzők a modell találati érték meghatározásához a ROC görbe alatti területet vették összehasonlítási alapul. Mindhárom kategória esetében a találati érték magas volt, a ROC értéke 74–75% között mozgott, ugyanakkor arra a következtetésre jutottak, mint Altman és társai (2010), hogy a vállalati minta esetében a méret csak a mikro vállalatok esetében volt hatással a fizetésképtelenség valószínűségére.

Másik nagy csoportja a vállalati fizetésképtelenség kutatásának azon modellek tesztelése, amelyek makrogazdasági és makropénzügyi változókat alkalmaznak. Ezen tanulmányok aránya lényegesen alacsonyabb, abból az okból kifolyólag, hogy megfelelő időtáv kiválasztása esetében a vállalati minta nehezen szerezhető meg a hiányzó köztes adatok miatt.

*Mare* (2013) tanulmánya a kis bankok csődvalószínűségét vizsgálta pénzügyi mutatók és makrogazdasági mutatók segítségével, arra a következtetésre jutva, hogy a helyi gazdasági környezetnek szignifikáns hatása van a banki csödek kialakulására. A modellben felhasznált makrogazdasági mutatók: inflációs ráta, személyi jövedelem növekedése.

*Tinoco és Wilson* (2013) tanulmánya részvénytársaságok fizetésképtelenségének valószínűségét tanulmányozta 1980–2011 között, 23 218 vállalati mintán. (Ebből 1254 vállalat volt fizetésképtelen vagy csödbe ment társaság. A szerzők a két csoportot egyként, fizetésképtelen csoportként kezelték.) A tanulmányban a szerzők 130 vállalati pénzügyi, makrogazdasági és piaci mutatót teszteltek. A modellben használt makrogazdasági mutatók a rövid távú kincstárjegy hozama és a kereskedelmi árindex-ráta volt. A piaci mutatók esetében a szerzők a saját tőke piaci értékét, az értékpapír kumulált hozamát és a vállalat kapitalizációjának tőzsei indexszel korrigált értékét használták. Az alkalmazott módszer a panel logit és neurális hálók módszerek voltak. A szerzők szerint a piaci és makrogazdasági mutatók kiegészítő információval hozzájárulnak a fizetésképtelenség valószínűségének megítélésében. Eredményeik alapján az is

kijelenthető, hogy a pénzügyi mutatók és makrogazdasági mutatókat tartalmazó modell találati értéke nem tér el jelentősen csak a pénzügyi mutatókat tartalmazó modell találati értékétől.

A csődelőrejelzés modellezésére a csőd törvénykezésének is hatása van. Ezek hatásáról bővebben olvashatunk Dewaelheyns és van Hulle (2008), Laitinen (2011), García és Sanguinetti (2014) cikkeiben.

Constand–Yazdipour (2011) észrevétele, hogy a csődelőrejelzés modellezésénél kihagyják a vállalat esetében az emberi tényezőt (Constand–Yazdipour, 2011). Javaslatukat a kognitív pszichológia és neurontudomány területén elért eredmények fejlődésére alapozzák, amelyek megváltoztatták az eddigi ismereteinket a pénzügyi döntéseket illetően. A szerzők szerint a pénzügyi vezető alacsony kockázatot rendel egy magas kockázatú projekt mellé abban az esetben, ha ez neki valamilyen okból kifolyólag tetszik (Constand–Yazdipour, 2011). Tanulmányukban részletesen kitérnek azon kutatásokra, amelyek az emberi vezetőt is figyelembe veszik. A tanulmányok azonban inkább vállalkozói magatartást vizsgáltak, azzal az észrevétellel, hogy az emberi tényező hozzájárul a vállalkozások indításához, illetve bukásához.

A vállalati csőd és fizetéképtelenség irodalmát áttekintve **összegzésként** a következők állapíthatók meg. Az 1990-es évekig a diszkriminanciaelemzés és a logisztikus regresszió volt a legtöbbet alkalmazott modell, ezt követően a neurális hálók jelentős mértékben előtörnek, azonban a modell eredményeinek nehézkes értelmezhetősége miatt a diszkriminanciaelemzés továbbra is gyakran alkalmazott módszer (Bellovary et al., 2007). A különböző modellekben alkalmazott változók száma széles szórást mutat. A legtöbb mutatót alkalmazó modell 57 változót tartalmazott (Jo–Lee, 1997), azonban a nagyszámú változók nem járnak feltétlenül pontosabb becsléssel (Jones, 1987). Modellenként átlagosan 8 volt az alkalmazott változók száma. A leggyakrabban alkalmazott változó a ROA, a likviditási mutató (forgóeszközök és rövid távú kötelezettségek aránya), eszközállományra vetített működő tőke aránya. A cash flow alapú mutatók alkalmazása is javítja a modellek pontosságát. A modellek által leggyakrabban alkalmazott és sikeresen tesztelt cash flow alapú mutató az eszközállományra vetített pénzáramlás volt (Bellovary et al., 2007).

Az is megállapítható, hogy a modellek csődelőrejelző pontossága az idők során növekedett, azonban a minimális és maximális pontosság közötti szórás nagyobb lett. A modelleszaládok közül a legpontosabb becslést a neurális hálók adták (a maximális pontosság elérte a 100%-ot), ezt követte a logisztikus regresszió.

A 2000-es éveket követően, a mesterséges intelligencia elterjedésével egyre gyakoribbá vált a nem parametrikus modellek fejlesztése és alkalmazása. Ezen modelleszaládok esetében találjuk a neurális hálókat, a genetikai algoritmusokat, a döntési fákat, a támogató vektorrendszereket, a k-adik legközelebbi szomszéd eljárást, a DEA módszert (data envelopment analysis), a fuzzy alapú rendszereket és a hibrid modellek, amelyek két másik modell ötvözetéből születnek. Ezen tanulmányok mind azt a tényt támasztják alá, hogy a neurális hálózatokon alapuló modellek pontossága jobb.

A tanulmányok esetében gyakori, hogy a csőd fogalmát és a fizetéképtelenséget egy fogalomként kezelik, holott ez két különböző állapotot tükröz. A fizetéképtelenség kutatása túlsúlyban van, mivel az adatokhoz való hozzáférés többnyire a fizetéképtelen vállalatok esetében könnyebb. Az én esetemben is, az adatállomány megszerzése a fizetéképtelen vállalatok esetében könnyebb volt, ebből utólag kellett a csődbement vállalatokat külön kikeresnem.

A tanulmányok három nagy csoportba sorolhatóak. Az első csoportba tartoznak azok a tanulmányok, amelyek egy vállalati adatmintán pénzügyi mutatók segítségével vállalati fizetéképtelenséget előrejelző modelleket dolgoznak ki egy vagy több statisztikai eljárás segítségével, és ezek pontosságát tesztelik, hasonlítják össze. A második nagy csoportot azon tanulmányok alkotják, amelyek a pénzügyi mutatókon túl makrogazdasági, piaci vagy más

változókat építenek be a modellezésbe és ezeket tesztelik. A harmadik csoportot azon tanulmányok alkotják, amelyek a módszertani vagy az eljárások részén javítanak, (például Gallizo–Salvador, 2003) (Laitinen–Laitinen, 2000), vagy Ooghe és Spaenjers (2010) pontosság mérésére tett javaslatról szóló cikke.

A szakirodalom áttekintését követve számos alkalommal találkozhatunk olyan tanulmányokkal, amelyek kritikaként fogalmazzák meg a modellekkel szemben a pénzügyi mutatók statikus voltát. Ez alatt az érthető, hogy a vállalati pénzügyi mutatók egy adott helyzetet tükröznek, nem egy folyamatot. A mutatók esetében jobb eredményeket érhetünk el, ha az illető pénzügyi mutató változásának irányát és mértékét vesszük figyelembe. Az idősorok alkalmazása egy megoldás a mutatók statikusságának kiküszöbölésére. Ez a megoldás azonban olyan adatbázist szücségtet, amely ezen mutatók értékeit tartalmazza hosszabb időszakra. A következő lépés lehetne, ha a mutatók számításánál a negyedéves értékekből számolnánk trendeket, ez azonban csak a nagyvállalatok esetében lehetséges, mivel a hivatalosan elérhető adatok csak a tőzsdén jegyzett vállalatok esetében érhető el a kutatók számára. A KKV-k esetében a törvény nem kötelezi a negyedéves pénzügyi jelentés követségét. Ezt csak a nyersmérlegből számolt negyedéves jelentések elkészítésével lehetne megoldani, ehhez azonban hivatalosan nem lehet adatot kapni. A kutatásom során a próbafuttatások eredményeit vizsgálva azt észleltem, hogy a modellben szereplő mutatók számtani átlagként számolt értékei gyakran vezettek jobb eredményhez, ez azonban nem volt minden esetben egyértelmű. A végső modellben szerepel mindkét verzióból szignifikáns változó.

A tanulmányok másik része azzal a ténnyel foglalkozik, hogy a modell pontosságára mennyire hat a választott idő. Vannak, akik azt bizonyítják, hogy a csőd egy hosszabb folyamat eredménye, ezért az idősorok beépítése jelentős többletinformációval jár, ami a modell pontosságát javítja. A hazard modellcsalád ezt veszi figyelembe. Mások pedig azt állítják, hogy a fizetési képtelenséget megelőző egy évnél hosszabb időszakot figyelembe véve a két csoport közötti eltérés nem érzékelhető, így nem minden esetben alkalmazható a több időszakos vizsgálat. Véleményem szerint ez nagyban függ attól, hogy a vizsgálatra használt adatminta milyen gazdasági ciklust ölel fel, a gazdaság mely szakaszában található ez a vállalatok. A minta megválasztása jelentős mértékben befolyásolja az eredményt, mindkét tábor igazát erősítve. Ez a tény igaz azon megközelítésekre is, amelyek a modellek esetében makrogazdasági változókat építenek be a modellbe. A makrogazdasági hatásokat magyarázó változók gyakran késleltetve jelentkezhetnek, így hatásuk is később érzékelhető. Ebben segíthet a stressz-tesztek beépítése a modellekbe, ez azonban jóval nagyobb körültekintést igényel a kutatók részéről. A dinamikus és komplex elemzési módszerek fejlődésével ez hamarosan megoldásokat kínálhat a vállalati fizetési képtelenséget kutatók számára.

#### 2.4.2. A magyarországi és romániai csőd kutatás helyzetének ismertetése

Ebben a fejezetben a romániai és magyarországi vállalati csődöt és fizetési képtelenséget tanulmányozó kutatásokat foglaltam össze és ismertetem röviden. A romániai helyzetet ismertető cikkek, tanulmányok sorából csak azokat választottam ki, amelyek újszerű kutatási eredményeket mutatnak be. Kihagytam azon tanulmányok ismertetését, amelyek valamilyen létező modell tesztelésére végeztek vizsgálatot romániai vállalati mintára (például azon tanulmányok, amelyek az Altman modell alkalmazhatóságát vizsgálták a romániai vállalati szektoron).

Több tudományos dolgozat vizsgálatát elvégezve a vállalati pénzügyek területén egyértelműen megfogalmazható, hogy Romániában a vállalati csőd/fizetési képtelenség kutatása még nem hódított túl nagy teret. Ennek az oka lehet többek között az is, amivel én is szembesültem kutatásom során, hogy a hivatalos pénzügyi mérlegekhez való hozzáférés igencsak nehéz, személyes kapcsolatok megléte nélkül majdhogynem lehetetlen. Meglepő volt azt a tényt is, hogy a bankok sem adtak ki adatokat, valószínűleg félték, hogy az ügyfélkörrel kiadott adatok esetleg versenytársak kezébe juthatnak. Bircea (2012) szerint a romániai bankok a vállalatok

esetében pénzügyi elemző modelleket alkalmaznak inkább, amelyekkel az ügyfél fizetőképességét, vagyont vizsgálják az adósság arányában – ezek a rendszerek magas fokú szubjektivitást is tartalmaznak egy-egy hitel odaítélésénél. Ez a bankvezetőkkel folytatott beszélgetések alkalmával is kiderült. Egy bank képviselője hajlandó volt megmutatni az általuk használt rendszert. Ez a rendszer scoring alapú volt, és a pénzügyi mutatók mellett olyan változókat is tartalmazott, amelyek a vállalat vezetőségének a tapasztalatára és piaci környezetére világítottak rá. Számomra a titkolódzó magatartás azért is értelmetlennek tűnt, mivel az új bázeli banki direktíva hatályba lépését követően talán a hitelintézetek számára lett volna az elsődleges cél ezen modellek kialakítása. Tény, hogy a helyi bankok az anyabank által kezelt modelleket használják, jobb esetben adaptálhatják az itteni ügyfélkör adataira. Kevés kutatás és tanulmány született azzal kapcsolatban is, hogy melyek lehetnek azok a tényezők, amelyek a vállalati fizetéseképtelenséget magyarázó változókat területi eloszlásban vizsgálták volna (Westgaard–van der Wijst, 2001).

*Brîndescu–Golet* (2013) szerzők tanulmányukban a Temes megyei (Románia) vállalati szektorra végeztek egy vizsgálatot, amelynek célja az volt, hogy kiderítsék mekkora pontossággal készíthető logisztikus regresszió segítségével vállalati csődelőrejelzés hivatalosan elérhető mérlegadatokból. A vizsgálat mintáját 4327 vállalat képezte, ebből 266 volt fizetéseképtelen. A vizsgálatban a 2008–2012-es években tevékenykedő vállalatok szerepeltek. A felhasznált független változók száma 11 volt. Romániában a hivatalos mérlegadatokhoz való szabad hozzáférés csak a fontos mérleg és eredménykimutatás adataira vonatkozik. Valójában ezekből még likviditási mutató sem számolható, mivel a tartozásokat nem különítik el rövid és hosszú távú tartozásra. A tanulmányuk eredménye egy 5 változóból és a konstansból álló egyenlet volt. Az öt változó 5% szignifikanciaszint mellett a következő volt: a befektetett eszközök forgása, a követelések forgási ideje, a befektetett eszközök aránya az összes eszközből, a saját tőke és eszközök összes aránya, illetve a saját tőke és befektetett eszközök különbsége. Ez utóbbi változó esetében a szerzők azt is megfigyelték, hogy a mutató növekedése a csőd bekövetkezési valószínűségét csökkentette, ezért a végső modellben a négyzetes változata maradt meg a szignifikancia szint miatt. A modell cut value értéke 0,071 volt, a találati érték a nem csődös vállalati csoport esetében 67,6%, illetve 68% a csődös csoport esetében a tesztelómintán.

*Golet* (2014) több fajta statisztikai modell tesztelését végezte el a 2008-2012-es évekre. A tanulmány célja az alkalmazott modellecsaládok, logit és probit modellek, illetve ezeknek a különböző eloszlási függvény alkalmazásainak hatása volt. A modell felépítéséhez összesen 8 vállalati pénzügyi mutatót alkalmazott, a kezdeti minta 26 860 vállalatot tartalmazott, azonban a statisztikai eljárást megelőző tisztítást követően a végső felhasznált minta 5908 vállalatból állt, ebből közel 6% (354 vállalat) a csődbe ment csoporthoz tartozott. A tanulmány végkövetkeztetése az volt, hogy a modellek nem mutattak jelentős eltérést a pontossági találat szempontjából. Az átlag AUROC érték 0,7244 volt.

*Cimpoeru* (2014) tanulmánya egy összehasonlító elemzés Altman és Taffler modelljeinek egy általa készített logisztikus modell találati arányával. A tanulmányban használt adatminta kismintás volt, a megfigyelések száma 105 vállalatot ölelt fel (75 nem csődös és 30 csődbement vállalat). Véleményem szerint a vizsgálat szempontjából az elemek száma nem elégséges egy logisztikus regresszióelemzés elvégzéséhez. A vizsgálat alapját a vállalatok 2009-es év végi pénzügyi kimutatásai képezték. A felhasznált pénzügyi mutatók esetében (összesen 14 változót használt) 5 csoportot alakított ki klasszifikációs módszerrel. Ezt követően az öt csoportból egy-egy változót kiválasztva logisztikus regressziós elemzést végzett. A változóknak az öt csoportból való kiválasztása, azonban nincs alátámasztva érvekkel. A végső következtetés alapján a találati arány 87,2%-os volt, és 4 változó került be a végső modellbe. Ugyanakkor az Altman modell találati értéke 83% volt, de a második fajta hibája rosszabb értéket mutatott a véletlenszerű választásnál is (49%). A Taffler modell találati értéke 90% volt, azonban ebben az esetben is a

másod fajú hiba az Altman modellnél is rosszabbnak minősült (57%). A szerzőnek sikerült igazolnia, még ha kismintás futtatással is, hogy a csődelőrejelző modellek függnek az adott országtól és annak gazdasági helyzetétől, ebből kifolyólag a nemzetközi modellek alkalmazása nem minden esetben megfelelő.

*Slavici és társai* (2015) tanulmányukban 55 kelet-európai vállalat pénzügyi mutatóival vizsgálta egy optimalizált neurális hálózati modell segítségével a csőd valószínűségét. Megjegyzendő, hogy az adatmennyiség kicsinek minősíthető, hiszen az 55 vállalati adat esetében 49 vállalat tanulóminta, míg a többi 6 vállalat tesztmintában szerepelt. Az adatminta 1994–1998 közötti vállalatok adatain alapult. A neurális hálózat felépítése a következő volt: a bemeneti réteg 18 pénzügyi mutatót tartalmazott. A próbafuttatások alkalmával tesztelésre került egy, két és háromrejetett rétegű neurális háló. Tekintettel arra, hogy a minta kismintának is alig minősíthető, a modell becsült találati értéke elérte a 98%-ot. A legnagyobb találati értéket elérő modell felépítése 3 rejtett réteget tartalmazott.

Összefoglalva az eddigieket, a romániai pénzügyi tanulmányok vizsgálatát követően két fontos következtetés vonható le. Az első, hogy a romániai pénzügyi kutatások döntő többsége a befektetések kutatása felé irányul, és kevésbé vizsgálja a vállalati szektort pénzügyi szempontból. Ennek az oka abban keresendő meglátásom szerint, hogy a nyilvános adatokhoz való hozzáférés jobban segíti azokat a kutatásokat, amelyek a tőzsdével, értékpapír-piaccaal kapcsolatosak. Ezt a tényt az is alátámasztja, hogy ha csak azt a szűken vett kutatási területet vesszük alapul, ami a jelen dolgozatnak is központi témája, az figyelhető meg, hogy a kutatások legnagyobb része kismintás vizsgálat, a vizsgálat alapmintáját szolgáló sokaság főleg a tőzsdén jegyzett társaságok adják vagy valamilyen külső adatforrásokból dolgozik. A másik megfogalmazható következtetés, hogy a romániai vállalati csőd és fizetéképtelenség kutatása meglepően bár, de még kezdetleges a nemzetközi viszonyokhoz képest.

Magyarország esetében csődkutatásokkal az 1990-es évek elején találkozhatunk, ennek oka részben a még ki nem alakult jogi keret (Imreh, 2008). A magyarországi csődkutatás *Virág Miklós és Hajdu Ottó* nevéhez fűződik (Virág–Kristóf, 2005). Az első csődmodellek kialakítása 1990. és 1991. évi beszámolók alapján készült el diszkriminancia és logisztikus regresszióelemzéssel. A minta 77 vállalatpárt tartalmazott, 17 pénzügyi mutatószámot vett figyelembe. A diszkriminancia-alapú modell találati értéke a teljes mintán 77,9-os volt, míg a logisztikus regresszió-alapú modell találati értéke 81,8%-os. Ezt követően 1996-ban Virág Miklós és Hajdu Ottó több csődmodell-családot alkotott, különböző nemzetgazdasági ágakra és ágazatokra vonatkozóan. A nagyméretű munka eredménye diszkriminanciaelemzéssel kialakított 41 csődmodell volt, ebből 10 nemzetgazdasági ágakra, 30 ágazatokra vonatkozott (Virág–Kristóf, 2005).

A magyarországi csődkutatáshoz *Hámori* tanulmányai is jelentős mértékben hozzájárultak. Tanulmányában a felhasznált pénzügyi mutatókat úgy transzformálta, hogy a magasabb értéket képviselő mutató nagyobb súllyal bírjon (monoton transzformáció). A szerző 685 fizetőképes és 72 fizetéképtelen vállalatot használt fel logisztikus regressziós modell vizsgálatához, a modell találati értéke 95,3% volt (Hámori, 2001).

*Arutyunjan* (2002) PhD-dolgozatában a magyarországi mezőgazdasági vállalatok fizetőképességének vizsgálatát végezte el 73 vállalatpáron. A vizsgálat során 60 pénzügyi mutatót választott ki. Vizsgálata során a mintát ketté osztotta a vállalat jegyzett tőkéje alapján, majd diszkriminancia és logisztikus regresszió segítségével két-két modellt tesztelt 73,5% és 91,8%-os pontosságot érve el (Arutyunjan, 2002).

Neurális hálózatok tesztelésével *Virág Miklós és Kristóf Tamás* foglalkozott (2005). A tanulmányban a neurális hálókkel felépített modellt hasonlították össze a diszkriminancia- és logisztikus regresszióelemzéssel. A tanulmányuk végső következtetése az volt, hogy a neurális

hálókat felülmúlják a másik két statisztikai modellt. A neurális hálóval készített modell találati értéke 86,5%-os volt.

*Kristóf Tamás* (2008) PhD dolgozatában több modell találati értékét hasonlította össze. A kutatás alapját 504 egészséges és 67 fizetéképtelen vállalat alkotta. A felhasznált módszerek a diszkriminanciaelemzés, a logisztikus regresszió, a neurális háló, a rekurzív particionáló algoritmus, illetve a főkomponens elemzésen alapuló statisztikai modellek tesztelése volt. A szerző bemeneti változóként 31 pénzügyi változót használt fel, és sikerült igazolnia, hogy a szimulációs előrejelzési módszerek családjához tartozó eljárások pontosabbak és megbízhatóbbak a csődelőjelzés tekintetében szemben a többváltozós statisztikai módszerekkel.

*Imre Balázs* (2008) értekezésében 2002–2006 közötti vállalatok esetében végzett nem fizetési előrejelző modelleket. Ki kell hangsúlyozni, hogy a szerző által készített modellek nem csődelőjelzést tűztek ki célul, hanem 90 napos fizetési késedelmi előrejelzést. Az adatbázis 1000 vállalati párt tartalmazott. A felhasznált, tesztelési alkalmazott módszerek a következők voltak: döntési fa, logit-modell és neurális háló. A felhasznált bemeneti változók között szerepeltek nem pénzügyi mutatók is (gazdálkodási forma, megye, ágazat). A modellek besorolási értékeit vizsgálva megállapítható, hogy a döntési fa tesztelési minta alulmaradt a logisztikus regresszió és neurális háló besorolási pontosságánál (Imre, 2008).

Összegzésként elmondható, hogy a magyarországi vállalati csőd és fizetéképtelenség kutatása jelentős a romániaihoz viszonyítva, azonban a két országban a csődkutatás messze elmarad a nyugat európai és amerikai kutatásoktól. Ennek oka a pénzügyi adatokhoz való nehéz hozzáférés. A romániai vállalati mérleghez és eredménykimutatáshoz való hozzáférés lehetséges, azonban mindkét kimutatás esetében egy összevont jelentést kapunk, amelyből nem számolhatók részletes pénzügyi mutatók. A romániai csődkutatás főleg nagy vállalatok adataira korlátozódik, a KKV-szektor csődkutatása alulképviselet.

## **2.5. A vállalatok adósminősítése a pénzügyi intézeteknél**

A bankok alapvető tevékenysége a betétek képzése, illetve a hitelezés. A banki hitelezési tevékenység jelentős részt tesz ki a bank jövedelemtermelő tevékenységből. A hitelezés kockázattal jár a pénzügyi intézet számára. A hitelkockázat vagy visszafizetési kockázat egyik legjelentősebb kockázatafajta a többi tíz, bankokat érintő kockázatok közül (Baka et al., 1998).

A hitelkockázat lényegében annak a veszélye, hogy a hiteladósok nem tudják a lejárat határidejekor visszafizetni a hitelt és a kamatot. Nem fizetés esetén a hitelező intézetnek vesztesége keletkezik, ezért ennek megelőzése érdekében a bank/hitelező intézet előzetesen felméri a vállalat fizetőképességét, azaz adósminősítést végez. A bankcsődök egyik oka a kihelyezett hitelek vissza nem fizetése, ami a bank tevékenységére hatással van, ugyanakkor a betétesek pénzét is kockáztatja (Baka et al., 1998). A bankok egymással is üzleti kapcsolatban állnak, ami egymásra nézve is veszélyes. Fennáll a „fertőzés veszélye” is, azaz az egyik bank a másikat is magával ránthatja csőd esetén. A bankok csődje jelentős kárt okozhat egy ország, vagy több ország gazdaságában, mivel pénzzel, pénz forgatásával foglalkozik (Matthews–Thompson, 2005). Ebből kifolyólag a vissza nem fizetés kockázatát a pénzügyi intézetek a lehető legalacsonyabban akarják tartani. A banki csőd ugyanakkor jelentős költségekkel jár egy ország számára (Matthews–Thompson, 2005).

A hitelkockázatnak három formáját különböztetik meg (Arutyunjan, 2002):

- *ügyfélkockázat*: az ügyfél részéről való vissza nem fizetés;
- *partnerkockázat*: pénz- és tőkepiaci szereplőkkel szemben hitelkockázat;



- *kibocsátói kockázat*: hitel fedezetére kibocsátott értékpapír-kibocsátókkal szembeni kockázat.

A csődveszély elkerülése érdekében fontossá vált a pénzügyi intézetek szabályozása. A részvényesek túlzott hozamvárákozásai hatással voltak és vannak a bankok vezetésére, hogy minél nagyobb hozamot generáljanak részvényenként. Ez oda vezetett, hogy a hitelkihelyezés ennek a célnak lett alávetve, a pénzügyi intézetek kisebb figyelmet szenteltek a visszafizetés kockázatának. Matthews és Thompson szerint (2005) három oka van annak, hogy szükségessé vált a pénzügyi intézetek szabályozásának szigorúbb bevezetése:

- *A fogyasztók gyenge alkupozíciója*, tekintettel, hogy a bankok monopolisztikus magatartást alkalmaznak ügyfeleikkel szemben. (Ezért is vált fontossá, hogy a bankok erejét az ügyfelekkel szemben csökkentsék. Véleményem szerint az alku ereje a mai napig is a bankokat segíti.)
- A betéteseknek *nincsen lehetősége* arra, hogy a bankokat felügyeljék, ezért védelemre szorulnak.
- Szükségessé vált egy *stabil és biztos bankrendszer* (ez utóbbi az elmúlt évekhez képest javult, azonban az adósságok állománya jelentősen fel tudja forgatni a bankpiacot, bármilyen szabályozás is létezen) (Matthews–Thompson, 2005).

Heffernan szerint (2005) a pénzügyi intézetek szabályozása a következők miatt vált fontossá:

- *a befektetők védelme*: sok pénzügyi termék jellemzője nem mindenki számára egyértelmű;
- *a pénzügyi intézetek piaci koncentráltága*: a globális piacon egyelőre elég számú szereplő van, azonban szűkebb piacokon érezhető valamilyen koncentráltóság (oligopólium, monopólium léte) ;
- *törvénytelen tevékenység*;
- *externáliák*: léteznek olyan pénzügyi intézetek, amelyek megpróbálják aláásni a pénzügyi rendszer stabilitását, nagyságukból kifolyólag egy rendszert zsarolni tudnak (lásd Heffernan, 2005, 175. oldal.)

A bankok tevékenységét nemzetközi szinten a bázeli I., II. és III. egyezmény is szabályozza a helyi és egyéb szabályokon túl. A jelen disszertációnak nem célja az egyezményeket ismertetni vagy hatásukat elemezni.

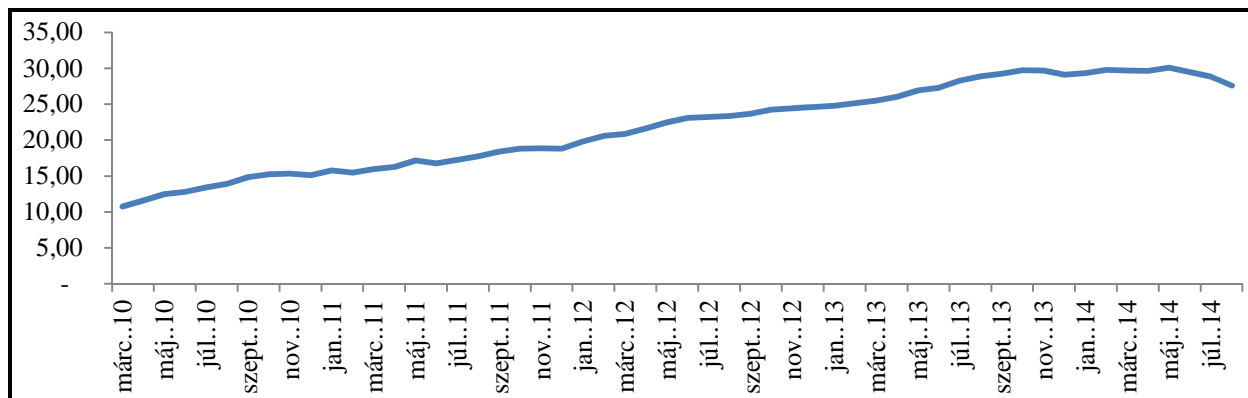
A dolgozat céljának szempontjából az **ügyfélkockázat minősítése és ismertetése meglehetősen fontos**, ezért a továbbiakban ezt fejtem ki bővebben.

A vállalati hitelezés esetén a bankok két pontban is ellenőrzik, minősítik a hitelkérelmezőt:

- *a hitelkérelem benyújtásakor*, amikor a vállalat a szükséges jelentéseket előzetesen benyújtja a hitelkérelem tárgyalásának megkezdéséhez, s ha pozitív a visszajelzés, akkor továbblépnek;
- *a hitelszerződést megkötve* a vállalat havi ellenőrzésen, úgynevezett folyamatos, rendszeres monitorizáláson megy keresztül.

A vállalati hitel nyújtása hosszas és nagyon szigorú, sok feltétel vizsgálata mentén történik. A hitelező intézet elsősorban a vállalat múltját vizsgálja meg (rossz adósok listáján ellenőrzi a vállalatot, hogy a múltban volt-e hitele és volt-e visszafizetési gondja). Ezt a lépést követően a hitelkérelem mellett bekéri a vállalat üzleti tervét, az elmúlt időszakok mérlegét és eredménykimutatásait, majd azokat értékeli. Amennyiben pozitív a hitelezői osztály visszajelzése, pontosítják a törlesztési sémát, illetve a szerződés lényegi részeiben megállapodnak, alkudoznak (az alkupozíció azonban nem minden esetben kiegyensúlyozott, mivel kis vállalatok esetében a hitelintézetnek lényegesen nagyobb az alkupozíciója, mint nagyvállalat esetében). Amennyiben mindenki „rábólint” a feltételekre, megtörténik a szerződéskötés és a hitel folyósítása. Ezt követően a vállalat a hitel futamideje alatt folyamatos megfigyelés alatt rendszeresen jelentéseket, pénzügyi kimutatásokat juttat el a bankhoz. Ugyanakkor a Román Nemzeti Bank kötelezi a hitelező intézetek eszközeinek rendszeres újraértékelését és minősítését, így lehetőség nyílik arra, hogy a visszafizetési problémákat

idejében kiszűrjék és megtegyék a szükséges intézkedéseket (célartalék képzése a kockázat fedezetére). A KKV-szektor esetében a rossz hitelek aránya jelentősen megnőtt az elmúlt időszakban. A legnagyobb értéket 2014 májusában érte el, amikor a KKV hiteleinek 30,09%-a rossz hitelnek minősült, ezt követően a rossz hitelek aránya csökkenni kezdett.



**6. ábra: A KKV-szektor rossz hiteleinek aránya az összhitelekből**

Forrás: Román Nemzeti Bank

Romániában a bankok hitelezési tevékenységüket és ügyfélkockázatuk követését a Román Nemzeti Bank által jóváhagyott szabályzatok betartásával és figyelembevételével teszik meg. A Román Nemzeti Bank hatályban lévő 2002. évi 5. számú szabálya rendelkezik a hitelek osztályozásáról, illetve hitelkockázati célartalék létrehozásáról, értékeléséről és használatáról. A szabályzat szerint a hiteleket 5 csoportba sorolják:

- standard;
- megfigyelés alatt;
- standard alatti;
- kétes;
- veszteséges.

A vállalati hitel értékelése minden bank belső normáinak megfelelően történik (a belső normát az illető bankvezető tanácsának és a Román Nemzeti Banknak is jóvá kell hagynia). Az értékelés kvalitatív és kvantitatív *változók pontozásával* történik. A kvantitatív változóknak a következőket kell tartalmaznia és mérnie: likviditás, eladósodottság, nyereség és kockázat (beleértve a devizakockázatot is). A kvantitatív változóknak mérnie/értékelnie kell a gazdasági egység vezetőségét, a részvényesek minőségét, a garanciákat és a vállalat piaci környezetét.

A bankok saját belső hitel-elbírálási rendszerének a következőket kell figyelemmel követnie és alkalmaznia: a nem fizetés valószínűségének becslése, a vissza nem fizetés költségeinek becslése, a nem visszafizetés kockázatának hatása a hitelező intézetre. Az elbírálási rendszer a nem várt veszteségek (előre nem látható veszteségek) hatására és a várt veszteségek mérésére kell hagyatkozzon. A belső hitel-elbírálási rendszernek két fajtája van: alap és előrehaladott megközelítés. A belső alaprendszer tartalmazza a bank részéről elkészített vissza nem fizetés valószínűségének becslését, míg a másik két részt (nem fizetés költsége és kockázata) a Központi Bank határozza meg. A belső alaprendszer mindhárom elemét a bank határozza meg, számolja ki és megbecsüli, azzal a feltétellel, hogy a nemzeti bank ezen modelleket megvizsgálja (A Román Nemzeti Bank a 2003. évi 17. számú normatívája és a 2013. évi 5. számú Román Nemzeti Bank szabályzata a hitelintézetek óvatossági kötelezettségeiről).

A hitelintézeteknek a következő kockázatokat kell figyelembe venniük a hitel elemzésénél és értékelésénél:

- pénzügyi kockázat;

- kereskedelmi kockázat;
- garanciakockázat;
- menedzsmentkockázat;
- érzékenységvizsgálat (stressz-teszt) (a Román Nemzeti Bank hatályban lévő 2002. évi 5. számú szabálya a hitelek osztályozásáról, illetve a hitelkockázati céltartalék létrehozásáról, értékeléséről és használatáról).

Meg kell jegyezni, hogy a pontozást, súlyozást és a modell végső formáját a Román Nemzeti Bank a hitelintézetekre bízta. Alkalmazásukhoz csak az illető hitelintézet vezető tanácsának és a Román Nemzeti Banknak kell azokat elfogadnia, és csak azt követően alkalmazhatók.

A *pénzügyi kockázat* elemzésénél a bankok pénzügyi mutatók számolásával értékelik a hitelkérelmező helyzetét az elmúlt 3–5 éves időszakra, ugyanakkor a kérelmezést megelőző utolsó hónapi nyersmérleget is elemzik. A használt mutatók főleg a likviditás, az eladósodottság, a hatékonyság és a forgási sebesség pénzügyi mutatói, melyeket az éves pénzügyi mérlegből, eredménykimutatásból számolnak. Emmellett a vállalat részéről kérik a jövőbeni cash flow alakulását az első évre havi bontásban, majd a következő 4 évre. Ezeket a jelentéseket annak a megyei pénzügyi és adóhivatalnak kell iktatni, ahová a kérelmező tartozik (a cash flow-jelentést kivéve). A mutatók értékét pontozzák vagy valamilyen ökonometriaival modellt alkalmaznak (Ezek alkalmazása bankonként eltérő, a nagyobb nemzetközi bankok saját modellt dolgoznak ki vagy az anyabank által készített modellt adaptálják. Ezeknek a leírásáról semmilyen forrást nem találtam, a fentiekben leírtak több bankfiók igazgatójával folytatott beszélgetésen alapulnak, ezek a modellek titkosak.)

A *kereskedelmi kockázat* értékelése az átlagos beszedési idő, a beszállítóknak az átlagos kifizetési ideje mutatóval történik.

A *garanciakockázat* a hitel esetében garanciába, fedezetnek otthagyt javak értékesítésének kockázatelemzését jelenti, azaz azt mutatja meg, hogy a garanciába elhelyezett ingatlan, ingóság mennyire veszt értékéből, és milyen hamar tehető pénzzé.

A *menedzsmentkockázat* a hitelkérelmező vállalat vezetőségének elemzése segítségével tárható fel. Ebben az esetben a vezetőség szakképzettségét, vezetői tapasztalatát vizsgálja a bank. A vezetőség a vállalat élén eltöltött idejét összehasonlítták a pénzügyi eredménnyel.

*Érzékenységvizsgálatot* csak a közép és hosszú távú hitelek esetében alkalmaznak. Azt vizsgálják, hogy egyes változók módosulása hogyan folyásolja be a projekt nettó jelenértékét, likviditását, hogyan hat a fizetőképességre. Ilyen változók lehetnek:

- a nyersanyagok, alapanyagok árai (főleg ha importból szerzik be, akkor devizakockázattal is számolni kell);
- az eszközök beszerzési árának alakulása (mennyire változhat a beruházás megvalósítása alatt);
- a beruházás értékének változása a megvalósítás alatt;
- a termelési költségek növekedése;
- a termelési kapacitás alacsony szintje;
- a verseny helyzete és annak alakulása stb.

Az öt kockázati tényező súlyozott pontjai összegének besorolása alapján döntenek el a hitelintézetek, hogy egy vállalat kap-e hitelt vagy sem. A besorolási intervallumok pontszámainak megállapítása a bankok speciális döntése.

A meglévő hitelek esetében a Román Nemzeti Bank irányelveket ad a futó hitelek értékelésére és osztályozására.

**2. táblázat: A vállalatoknak nyújtott hitelek besorolása Romániában, a bankok részéről**

<b>Pénzügyi helyzete:</b>	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>	
<b>Adósság:</b>						
<b>0–15 nap</b>	St/V	M/V	Sub/V	K/V	V/V	Nem indítottak jogi eljárást / jogi eljárást indítottak az adóssal szemben
<b>16–30 nap</b>	M/V	Sub/V	K/V	V/V	V/V	
<b>31–60 nap</b>	Sub/V	K/V	V/V	V/V	V/V	
<b>61–90 nap</b>	K/V	V/V	V/V	V/V	V/V	
<b>Minimum 91 nap</b>	V/V	V/V	V/V	V/V	V/V	

Forrás: Román Nemzeti Bank, 2002. évi 5. számú szabályzata.

*Megjegyzés: St – standard, M – megfigyelés alatt, K – kétes hitel, Sub – standard alatti, V – veszteséges. A vállalat hitelkérelmezéskor vagy hitel ideje alatt pénzügyi szempontból egy minősítést kap. A pénzügyi helyzet alatt a szabályzat a bank által valamilyen besorolását érti. Az adósság alatt ebben az esetben az adósság esedékességének túllépését kell érteni.*

A következő táblázat szemlélteti a kihelyezett hitelek osztályozását nem banki intézetek részéről, figyelembe véve, hogy jogi eljárás indult vagy nem az adós ellen.

**3. táblázat: A vállalatoknak nyújtott hitelek besorolása Romániában, nem banki intézetek részéről**

<b>Jogi eljárás kezdeményezése:</b>	<b>Jogi eljárás elindítva</b>	<b>Még nincs jogi eljárás</b>
<b>Adósság helyzete:</b>		
0–15 napos hátralék	Veszteséges	Standard
1–30 napos hátralék	Veszteséges	Megfigyelés alatt
31–60 napos hátralék	Veszteséges	Standard alatti
61–90 napos hátralék	Veszteséges	Kétes
minimum 91 napos hátralék	Veszteséges	Veszteséges

Forrás: Román Nemzeti Bank, 2002. évi 5. számú szabályzata.

A Román Nemzeti Bank szabályzatát vizsgálva egyértelműen megállapítható az a tény, hogy a nem banki intézetekkel (ezen belül a hitelszövetkezetekkel) szemben a Központi Bank sokkal szigorúbb a hitelek osztályozását tekintve.

## 2.6. Fizetésképtelen vállalatok helyzete Romániában

Egy térség gazdasági ereje a térségen belül található gazdasági szereplők erejétől, illetve a fejlettségétől függ. A vállalati szektor helyzetének pontos ismeret fontos tényező a döntéshozók számára. A vállalati szektor értéket teremt a gazdaságban és a társadalomnak. A vállalati szektor fejlettségét számos tényező befolyásolja. A fizetésképtelen és csődbe ment vállalatok helyzetének ismerete fontos a politikai döntéshozók számára, mivel döntéseikkel tovább mélyíthetik vagy támogathatják a vállalati szektort. A dolgozat jelen része a vállalati szektor főbb jellemzőit és a fizetésképtelen vállalatok helyzetét ismerteti Románia és Hargita megye szintjén.

Az Európai Bizottság adatai szerint Romániában a vállalati szegmens 99,7%-át a kis- és középvállalati szektor képezte 2014-ben, beleértve a 10 fő alatti mikrovállalatokat is (European Commission Fact sheet, 2013, Eurostat adatai alapján). Ez az arány a 2008–2014-es időszakban megközelítőleg azonos, ugyanakkor a KKV-szektor a teljes országos árbevétel felét adja (4. számú táblázat). Az összes alkalmazottak 65,6%-a a KKV-szektorban volt alkalmazva. A 2008–2014-es időszakot vizsgálva megállapítható, hogy a KKV-szektor teljes árbevétele 2009-ben volt a legmagasabb a teljes vállalati árbevételből (53,2%), míg 2010-ben közel felét tette ki a teljes vállalati árbevételből. Az adatok jelzik, hogy az ország gazdaságában a KKV-szektor jelentős részt képvisel.

**4. táblázat: Az árbevétel eloszlása – KKV-k árbevétel-aránya az összes vállalati árbevételből**

	Minimum (2010)	Maximum (2009)
EU-27	57,4%	58,6%
Románia	49,8%	53,2%

Forrás: Eurostat adatai alapján, saját szerkesztés

A fizetésképtelen vállalatok számát vizsgálva (5. számú táblázat) Románia a közép-kelet-európai országok átlagértékeihez viszonyítva rosszabbul teljesített (Slelewicz, 2015). Az 1000 aktív vállalatra eső fizetésképtelen vállalatok száma itt a legmagasabb, míg a rangsor túlsó végén Lengyelország áll 0,46-os értékkel. Románia esetében a legmagasabb érték 2013-ban volt, 46,5 fizetésképtelen vállalat esett ezer aktív vállalatra.

**5. táblázat: Közép-kelet-európai helyzet**

	2012	2013	2014	Aktív vállalatok száma 2014-ben	Fizetésképtelen vállalat / 1000 aktív vállalat – 2014-ben
Bulgária	601	834	644	400 000	1,61
Csehország	8 045	11 070	12 772	1 470 929	8,68
Magyarország	22 840	13 489	17 461	595 000	29,35
Lengyelország	877	883	823	1 795 000	0,46
Szlovákia	452	507	522	628 569	0,83
Szlovénia	980	994	1446	198 521	7,28
Románia	26 807	29 580	20 696	644 303	32,12
KKE átlag	6229	5956	5409	6 348 994	10,13

Forrás: Slelewicz, 2015, 3. oldal és Guda, 2015, 6. oldal

*Megjegyzés: A romániai adatok korrigálva vannak a Kereskedelmi Hivatal pontos adataival. Az aktív vállalatok száma becsült értékeket mutat.*

A 6. számú táblázat az 1000 lakosra vetített vállalatok számát mutatja országos szinten 2009–2013 között. A 2010-es évben bekövetkező vállalatok számának visszaesését részben a hitelválság és a bevezetett átalányadó okozta (az átalányadó azon vállalatokat is adófizetésre kötelezte, amelyeknek nem, vagy csak minimális árbevétele volt). Az adatokat elemezve elmondható, hogy a megyei adatok megegyeznek az országos adatokkal.

**6. táblázat: Vállalatok száma 1000 lakosra vetítve**

	2009	2010	2011	2012	2013
Országos	24,0	21,8	20,1	21,0	21,7
Hargita megye	24,4	22,4	20,5	21,0	21,2

Forrás: Országos Statisztikai Intézet (INS), saját számítás

A fizetésképtelen vállalatok számát tekintve a 2015-ös évben az előző évekhez képest jelentős csökkenés volt (2015-ös utolsó negyedévi adatok késleltetve jelennek meg a Kereskedelmi Jegyzéknél).

A Kereskedelmi Jegyzék novemberi adatai alapján megállapítható, hogy csökken az országban a fizetésképtelen vállalatok száma 52,06%-kal. Regionális szinten az 1000 aktív és fizetésképtelen vállalat arányait vizsgálva megállapítható, hogy a legalacsonyabb fizetésképtelenségi arány Bukarest régióhoz tartozik, 1000 aktív vállalkozásra átlagban 24,2 fizetésképtelen társaság jutott a 2010–2014-es időszakban. Ezt az értéket torzíthatja az a tény is, hogy az 50 millió euró mérlegfőösszeget meghaladó vállalatok ide vannak bejegyezve, függetlenül attól, hogy tevékenységüket melyik megyében végzik. Így a vállalatok méretének összetételét vizsgálva ebben a régióban lényegesen nagy a nagyvállalatok aránya, míg a fizetésképtelen társaságok nagy része főleg a kis- és középvállalatok köréből kerül ki.

A 2014-es év adatait vizsgálva azonban az is megállapítható, hogy egyedül ebben a régióban növekedett a fizetésképtelen vállalatok száma a 2013-as évhez képest, ugyanakkor az ötéves időszakban, átlagban itt volt a legnagyobb a fizetésképtelen vállalatok növekedése. A lista második helyén az észak-keleti régió következik (43,9-es átlagértékkel). A közép régió a harmadik helyen áll (49,3-as átlagértékkel), ezen belül Hargita megye 39,96-os átlag-értékkel, 2,56 százalékponttal magasabb, mint az országos átlag, és 9,3 százalékponttal alacsonyabb a régiós átlagnál. Hargita megye esetében a fizetésképtelen vállalatok száma és aránya folyamatosan csökkent. Regionális szinten a 2013-as év volt a csúcspont, ezt követően a fizetésképtelen 1000 aktív vállalatok aránya csökkent.

**7. táblázat: Fizetésképtelen vállalatok számának alakulása**

	2010	2011	2012	2013	2014
Hargita megye	321	320	282	278	271
<i>változás</i>		-0,31%	-11,88%	-1,42%	-2,52%
Fizetésképtelen és 1000 aktív vállalkozás aránya	41,37	45,12	38,97	38,08	36,24
Románia	21 692	19 651	26 807	29 587	20 696
<i>változás</i>		-9,41%	36,42%	10,37%	-30,05%
Fizetésképtelen és 1000 aktív vállalkozás aránya	35,32	31,17	41,90	46,51	32,12
Országos átlag	516	468	638	704	493
<i>változás</i>		-9,30%	36,32%	10,34%	-29,97%

Forrás: Országos Kereskedelmi Jegyzék adatai alapján, saját számítás

A fizetésektelen vállalatok fontosabb pénzügyi adatait figyelembe véve megállapítható, hogy a növekvő árbevétel ellenére nőtt a követelések behajtásának az ideje (8. számú táblázat). Ezt a tény 2013-ban tompította a fizetésektelen nagyvállalatok arányának növekedése.

**8. táblázat: Fizetésektelen vállalatok fontosabb pénzügyi mutatói a 2010–2014-es időszakban**

	2010	2011	2012	2013	2014
Átlag-árbevétel (mill. RON)	1,5	1,3	1,4	1,9	2,04
Eladósodottság (%)	108	131,89	121,86	104,24	99
Követelések ideje (nap)	178	199	187	152	166

Forrás: COFACE, 2015

A fizetésektelen vállalatok számának alakulása iparági besorolás szerint az országos értékekhez hasonlóan alakult. A tanulmányozott 2010–2014-es időszakban a legmagasabb fizetésektelenségi változás 2012-ben volt (36,42%), míg abszolút számokban a legtöbb vállalat 2013-ban került fizetésektelenségi helyzetbe. A legnagyobb veszteség a szálloda- és vendéglátóipart érte (TEÁOR-kód: Tur.), azonban ez a 2015-ös év novemberéig megfordul. Az országos 52,06%-os csökkenéshez képest a vendéglátóiparban a fizetésektelenné vált vállalatok száma 64,88%-kal csökken az előző időszakhoz képest.

**9. táblázat: Fizetésektelen vállalatok számának alakulása iparági besorolás szerint**

TEÁOR	2010	2011	2012	2013	2014	2014. nov.	2015. nov.
Épít.	3115	3053	3687	3889	2870	2712	1406
Ker.	8502	7851	9327	10 436	7612	7270	3466
Könny.	3383	2762	2983	3153	2228	2103	1126
MEH.	999	635	729	837	598	554	357
Neh.	110	119	135	164	129	320	166
Szol. e.	4499	4215	6778	7683	5312	4878	2269
Tur.	1084	1016	3168	3418	1947	1865	655
Összesen	21 692	19 651	26 807	29 580	20 696	19 702	9445

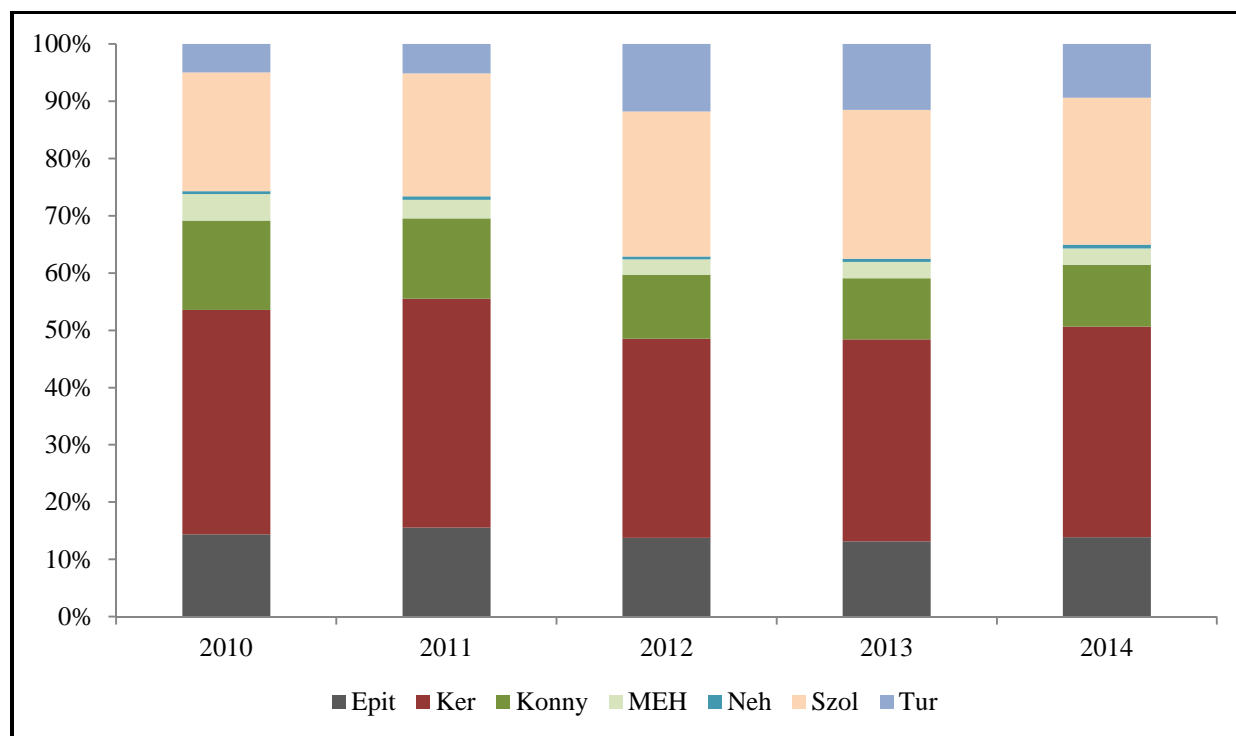
Forrás: Országos Kereskedelmi Jegyzék adatai alapján, saját számítás

*Megjegyzés: A TEÁOR-kód jelentései és a hozzá tartozó iparágak az 4. számú mellékletben találhatóak.*

Az adatokat vizsgálva az is megállapítható, hogy a 2010-es évhez képest 2013-ban a nehézipar, szolgáltatások és a vendéglátóipar az a három ágazat, ahol tartósan nőtt a fizetésektelen vállalatok aránya az összeshez viszonyítva, s ez csak a 2014-es évet követően tört meg (9. számú táblázat). Az építőipar a 2008-as válságot követően stabilizálódni látszott, azonban a kormányzati beruházások lassulását és a lakossági hitelezés visszaszorulását követően újabb nehézségekkel nézett szembe. A trend megfordulni látszott a 2014-es évet követően (9. számú táblázat). A mezőgazdaságot tekintve elmondható, hogy ebben az ágazatban a fizetésektelen vállalatok száma folyamatosan csökkent. Míg 2010-ben 4,6%-ot tett ki az összes fizetésektelen vállalatokból, 2014-re az arány 2,9%-ra csökkent. A legnagyobb vesztes a kereskedelem, ez a fogyasztás lassulásával és a közszférában történt elbocsátásokkal, jövedelemcsökkenéssel magyarázható.

A fizetésektelen vállalatok száma a kereskedelemben a legnagyobb, ezt a szolgáltatások követik (7. számú táblázat). A két ágazat az összes fizetésektelen vállalatok 59,9%-át tette ki 2010-ben, és 62,4%-át 2014-ben. A kereskedelemben a fizetésektelen vállalatok aránya az összeshez képest 2011-ben volt a legmagasabb (40%) a tanulmányozott 2010–2014-es időszakban.

Érdemes megjegyezni, hogy a legkisebb arány a 2010–2014-es időszakban a nehéziparban volt (0,5% között mozgott). Az építőiparban a 2012-es év volt a legrosszabb (20,77%-os növekedés 2011-hez képest).



**7. ábra: Fizetésképtelen vállalatok eloszlásának alakulása 2010 – 2014 között**

Forrás: Országos Kereskedelmi Jegyzék adatai alapján, saját számítás.

Más képet kapunk, ha azt vizsgáljuk meg, hogy 1000 aktív vállalkozásra hány fizetésképtelen vállalat jut (10. számú táblázat) iparágon belül. A legnagyobb aránya a fizetésképtelen vállalatoknak az iparági aktív vállalkozásokból a könnyűiparban található a 2010–2014-es időszakot véve alapul (a fizetésképtelen vállalatok aránya az iparági összes vállalatéból 6,49% és 9,73% között mozgott). Ennél nagyobb érték csak a vendéglátóiparban volt tapasztalható 2012-ben és azt követő évben. A vendéglátóiparban a fizetésképtelen vállalatok aránya az iparon belül túllépte a 10%-ot 2012-ben és 2013-ban.

**10. táblázat: Fizetésképtelen vállalat 1000 aktív vállalatra eső aránya, iparági bontásban**

TEÁOR	2010	2011	2012	2013	2014	átlag
Épít.	47,05	45,66	55,25	59,95	44,20	50,42
Ker.	37,99	34,61	41,16	47,03	34,34	39,03
Könny.	<b>97,31</b>	<b>77,51</b>	<b>84,18</b>	<b>91,09</b>	<b>64,87</b>	82,99
MEH.	49,74	29,66	32,69	37,54	26,25	35,18
Neh.	4,37	4,53	4,91	5,96	4,72	4,90
Szol. e.	20,99	18,93	29,53	32,91	22,01	24,87
Tur.	36,30	33,00	<b>100,09</b>	<b>108,94</b>	60,99	67,86
Országos érték	35,32	31,17	41,90	46,51	32,12	37,40

Forrás: Országos Kereskedelmi Jegyzék és Pénzügyi Minisztérium adatai alapján, saját számítás

Az országos átlagértékekhez képest a 2010–2014-es időszakban a nehéziparban, a szolgáltatásokban és a mezőgazdaságban volt jobb az 1000 aktív vállalatra eső arány. Míg a tanulmányozott időszakban az országos átlagérték 37,40 fizetésképtelen vállalat jutott 1000 aktív



vállalatra, addig ennél alacsonyabb érték volt a nehéziparban, a szolgáltatásban és a mezőgazdaságban. Az országos értékhez viszonyítva a legmagasabb a könnyűiparban volt. A vendéglátóipar értékeit a 2012–2013-as évek rontják, ebben az időszakban 1000 aktív vállalatra 100 feletti fizetésektelen vállalat jutott.

### 3. ANYAG ÉS MÓDSZER

Aziz és Dar (2006) fizetésképtelen vállalatokat kutató tanulmányokat vizsgált, felhívva a figyelmet az információk és adatok hiányára, amellyel gyakran találkozunk a kutatók. A dolgozatom elkészítésekor a legnagyobb gondot a vállalati adatbázis megszerzése jelentette. Ennek oka, hogy Romániában a vállalati mérleg- és eredménykimutatási adatokat kutatás céljából sem adják ki szívesen. Nyilvános adatokhoz való részletes hozzáférés csak 2008-tól lehetséges, szemben a nyugati országok statisztikai adatbázisaival. Az adatbázist felölelt rövid időszaka és a nehéz hozzáférése az adatokhoz azonban azzal a hátránnyal is jár, hogy a fizetésképtelenség modellezése Romániában pénzügyi mutatók esetében megszorításokkal lehetséges. Ugyanakkor a regionális szintű makropénzügyi mutatókkal való összekapcsolása és ezen modellek tesztelése jelentős adatbázishoz való hozzáférést szükségeltet országos szinten, amit szinte lehetetlen kivitelezni.

#### 3.1. A felhasznált adatállomány ismertetése, az adatok előkészítése

A szükséges adatok beszerzését tekintve több lehetőség is felmerült. Az országban gazdasági tevékenységet folytató aktív vállalatok mérleg- és eredménykimutatásainak adatállományával két állami intézmény is rendelkezik: a Román Pénzügyi Minisztérium, illetve az Országos Kereskedelmi Jegyzék. A két intézmény mellett léteznek fizetés ellenében vállalati kimutatásokat szolgáltató portálok, ezek azonban csak részleges mérleg- és eredménykimutatási adatokkal rendelkeznek. Ezek az adatbázisok részletes elemzések elvégzéséhez nem szolgáltatnak elegendő adatot.

Romániában a vállalatok féléves és éves pénzügyi jelentéseiket először a Pénzügyi Minisztérium megyei kihelyezett hivatalaiban nyújtják be, és az iktatott verzió másolatát az Országos Kereskedelmi Jegyzék megyei hivatalába is eljuttatják; ennek hiánya komoly pénzbírságot von maga után. Az Országos Kereskedelmi Jegyzék hivatalából próbáltam kikérni az éves jelentéseket, de kérésem akadályokba ütközött, mivel az éves pénzügyi kimutatások papírformában voltak megőrizve. A Pénzügyi Minisztérium honlapján lehetőség van vállalatok pénzügyi mérlegeiről és eredménykimutatásairól alapadatokat megszerezni vállalatonként, azonban számos pénzügyi mutató kiszámolása lehetetlen (például a honlapon csak a tartozások összes értéke szerepel, nincs elkülönítve az egy évnél rövidebb és az egy évnél hosszabb tartozás). Ezen adatok csak kisebb kutatások kivitelezését biztosítják. A végső Hargita megyét tartalmazó adatbázishoz kódolt formában sikerült hozzájutni a 2009–2013-as időszakra vonatkozóan. A kódolás a vállalatok adószámát érintette, ami jelentősen meghosszabbította a kutatásomhoz szükséges alapadatokat, adatok végső kialakítását.

Ezt követően a Hargita megyében csődbe jutott társaságok listáját kellett beszerezni. Ennek beszerzése során újabb nehézségekkel szembesültem. Az Országos Kereskedelmi Jegyzék portálján hivatalosan közölnek minden olyan társaságot, amely ellen eljárást indítottak. Ezen az oldalon megtalálható minden olyan bejegyzés, hivatalos törvényszéki döntés, amely az illető vállalatot érinti. Előfordult, hogy egy vállalat esetében egy hónapban akár két-három bejegyzés is történt. Ezen az oldalon rá lehet keresni ezekre a cégekre megyénként. Így a 2010–2014-es évek összes közlését át kellett nézni és ezekből egyenként megszerezni a Hargita megyei vállalatok nevét, adószámát, TEÁOR-kódját és az eljárás kérésének hivatalos évét. Erről a honlapról sikerült beszerezni azt a listát, amely tartalmazta azon vállalatokat, amelyek ellen 2010–2014 között kértek vagy indítottak felszámolást. Az 7. táblázat tartalmazza azon vállalatok számának alakulását, amelyek fizetésképtelen eljárás alatt voltak 2010–2014 között. Hargita megyében a vizsgált 5 éves időszakban összesen 1472 ilyen vállalat volt. A kutatásom során ebből az 1472 vállalatból közel 588 (39,95%) vállalatot csődbe jutottnak azonosítottam. Ugyanakkor figyelembe vettem azt is, hogy rendelkezzenek csődbe jutásuk évét megelőző két

évben teljes pénzügyi jelentéssel (mérleggel és eredménykimutatással). Ez az arány akár jónak is minősíthető, tekintettel arra, hogy a csődbe jutott társaságok esetében nem minden társaság tett le pénzügyi jelentést a helyi pénzügyi hivatalba. Országos szinten ez a helyzet azonban nem mutat javuló tendenciát (Coface, 2015). Míg 2010-ben a fizetéseképtelen társaságok 40,21%-a tett le teljes pénzügyi jelentést, 2014-re ez az érték 49,46%-ot mutatott, és az ezt követő évben is javulás volt várható. Az adatokat tekintve megállapítható, hogy két fizetéseképtelen vállalatból csak egy ad le éves kimutatást. A pénzügyi fegyelem e formája 2013-ban volt a legkisebb. A fizetéseképtelen vállalatok közel fele nem adott le éves mérleget és eredménykimutatást (Coface, 2013).

Ezt követően kizártam azokat a társaságokat, melyek a csődöt megelőző két évben 0 árbevétellel vagy 0 eszközértékkel rendelkeztek. E vállalatok „fantomcégek” vagy olyan vállalatok, amelyek nem végeznek állandó tevékenységet, így a minta 255 csődbe jutott vállalati mintára csökkent.

A két adatbázist (kódolt és adószámmal rendelkező fizetéseképtelen társaságok) adatbányászati technikákkal sikerült összekötni, kialakítva a végső csődbe ment társaságok listáját azzal a kóddal, amellyel azonosítani tudtam a pénzügyi jelentésekben szereplőkkel. Ezt követően a vállalatokat összes eszközeinek, árbevételének és TEÁOR-kód szerinti teljes azonosításával sikerült azonosítani. A végső csődös vállalatok listájából kizártam azokat a vállalatokat, amelyek 3 évnél fiatalabbak voltak. Ezeket a társaságokat induló vállalatoknak minősítettem. Egyes tanulmányok szerint a kicsi és új vállalatok gyenge vagy kevésbé hatékony kontrollfolyamatokkal rendelkeznek, ugyanakkor a pénzáramlás tervezésének hiányában sokkal jobban ki vannak téve a fizetéseképtelenségnek, illetve a csődbe jutásnak, mint nagyobb társaik (Charalambous et al., 2001). Az adatbázisból kimaradtak azon vállalatok is, amelyek esetében a csődöt elindító folyamatot megelőző két évben nem kaptam pénzügyi jelentést a két év valamelyikében. Ezeket abból a megfontolásból zártam ki, hogy csak azon vállalatokat akartam vizsgálni, amelyek a szakirodalom által is emlegetett 3 éves kritikus időszakon túl vannak. A vállalati életkor fontos tényező. Elméleti modellek esetében (Jovanovic, 1982, Pakes–Ericsson, 1998) az újonnan belépő vállalatok ismerik részben a piaci környezetet, azonban képességeiket, hatékonyságukat csak a működésük során ismerik meg. Véleményem szerint az első évek a tanulás időszaka, ami alatt vagy fejlődni tudnak, vagy megbuknak, ebben az esetben a fizetéseképtelenség, a csőd kialakulásának okai között akár vezetői hibák, a piac helytelen megítélése is húzódnak.

A végső adatbázis esetében a pontatlan vállalati beszámolókat kiszűrését is elvégeztem. Ezt a mérlegtételek összefüggéseiből, egyenlőségéből következtetve végeztem el, a hibás mérlegek aránya a teljes adatállományból minimális volt (olyan pénzügyi jelentéssel is találkoztam, amelynek a nettó árbevétele negatív értéket mutatott). A mintából kimaradtak azokat a vállalatok is, amelyek esetében a nettó árbevétel jelentősen alacsonyabb volt az egyéb jövedelmeknél. Ezzel a jelenséggel főleg fizetéseképtelen vállalatoknál találkoztam, arra következtetve, hogy a csődeljárás vagy fizetéseképtelenség elkerülése miatt a vagyonelemeket kezdték értékesíteni. Ezt követően kizártam azokat a vállalkozásokat is, amelyek mérlegfőösszeg-értéke a csődeljárást megelőző évben nem érte el a 100 ezer eurót. Ezt abból a megfontolásból tettem, hogy a fizetéseképtelen társaságok esetében a szunnyadó/álvó vállalkozásokat, vagy tevékenységet nem folytató vállalatokat kizárjam. Ezen vállalatok adatai pénzügyi értelemben nehezen voltak értelmezhetőek, felmerülhet a csalás, „kreatív” könyvelés gyanúja.

Az egészséges vállalatok kiválasztása három kritérium szerint történt:

1. a vállalatok mérlegfőösszege haladja meg a 100 ezer eurót;
2. a vállalat éves eredménye két egymást követő évben pozitív legyen;
3. feleljen meg a fizetéseképtelen vállalatok ágazati összetételének is.

A végső, általam használt adatbázis két vállalati mintából tevődik össze. Az egyik a nem csődös vállalatok csoportja, a másik a csődbe jutott vállalatok csoportja. A mintában szereplő csődbe jutott vállalatok esetében a hivatalosan elindított eljárást két évvel megelőző pénzügyi mérleg és eredménykimutatásait vettem alapul. Felmerül a kérdés, hogy miért csak az előző két évet vettem alapul, ha egyes vélemények szerint a csőd kialakulása egy hosszabb időszak mentén történik. A szakirodalomban nincsen egyértelmű válasz a kiválasztott időszakot illetően. Mindkét esetben számos tanulmány található, amely az egyik vagy másik feltételezést igazolja (Laitinen, 1993). Véleményem szerint a csőd vagy fizetési képtelenség bekövetkezése nem egy éves időszak hatása, azonban az előrejelzés tekintetében, modellalkotásban jobban elkülöníthető a két csoport egymástól, ha a fizetési képtelenség vagy csőd bekövetkezését megelőző évet vesszük alapul. A két évnél vagy annál hosszabb időszakot megelőzően a két csoport közötti eltérés nehezebben mutatható ki, ebből kifolyólag a becslés is nagyobb hibával rendelkezhet, ugyanakkor a rendelkezésemre álló adatbázis nem tette lehetővé a pénzügyi mutatók trendjeinek tanulmányozását.

A végső adatállomány 110 csődbe jutott és 965 nem csődös vállalatot tartalmazott.

### 11. táblázat: A teljes minta eloszlása – évekre bontva

Évek	Vállalatok száma	Eloszlás (%)
2009	342	31,81%
2010	243	22,60%
2011	181	16,84%
2012	158	14,70%
2013	151	14,05%
Összesen	1075	100,0%

Forrás: saját számítás

Az adatminta iparági eloszlását vizsgálva (12. táblázat) elmondható, hogy több mint fele a szolgáltatásból származott, ugyanakkor a csődbe jutott és nem csődös vállalatok csoportja közötti eloszlás nem különbözött jelentős mértékben a tanulmányozott időszakban.

### 12. táblázat: A teljes minta eloszlása iparági szerint

Iparág	Teljes minta		Nem csődös		Csődös	
	száma	%	száma	%	száma	%
Élelmiszeripar	46	4,28%	39	4,04%	7	6,36%
Építőipar	113	10,51%	95	9,84%	18	16,36%
Fakitermelés, fafeldolgozás, bútorigar	158	14,70%	139	14,40%	19	17,27%
Kereskedelem	369	34,33%	337	34,92%	32	29,09%
Könnyűipar	41	3,81%	37	3,83%	4	3,64%
Mezőgazdaság, erdészet, halászat	48	4,47%	46	4,77%	2	1,82%
Nehézipar	83	7,72%	74	7,67%	9	8,18%
Szállítás	67	6,23%	62	6,42%	5	4,55%
Egyéb szolgáltatás	122	11,35%	113	11,71%	9	8,18%
Turizmus és vendéglátóipar	28	2,60%	23	2,38%	5	4,55%
Összesen	1075	100,0%	965	100,0%	110	100,0%

Forrás: saját számítás

A 13. számú táblázat a mintában szereplő csődbe jutott vállalatok évek szerinti eloszlását mutatja a felszámolási eljárás évének indítását véve alapul. (A mintában szereplő csődbe jutott vállalatok

nagyobb része 2012–2014-es időszakból valók, ez részben a nagyobb pénzügyi fegyelemnek is köszönhető).

### 13. táblázat: A csődbe jutott vállalatok eljárásindításának évek szerinti eloszlása

Eljárás elindításának éve	Vállalatok száma	Eloszlás (%)
2010	12	10,91%
2011	10	9,09%
2012	29	26,36%
2013	36	32,73%
2014	23	20,91%
Összesen	110	100,00%

Forrás: saját számítás

A csődbe jutott vállalatok esetében az adatbázisba csak azon vállalatok kerültek be, amelyek esetében a csődeljárást megelőző években a mérlegfőösszeg értéke meghaladta a 100 ezer euró nagyságot. Az adatállományban szereplő csődbe jutott vállalatok iparági eloszlását a 12. számú táblázat tartalmazza a tanulmányozott időszakban. Az adatállományt vizsgálva elmondható, hogy a mintában jelentős súllyal bír a kereskedelem és az ipar, ugyanakkor az építőipar is képviselve van, míg a mezőgazdaságban tevékenykedő vállalatok száma nem éri el a minta 2%-át. Ha az országos értékeket is vizsgáljuk (9. számú táblázat), akkor megfigyelhető, hogy ebben az iparágban volt a legkevesebb számú nehézségekkel küzdő vállalat. A csődbe jutott vállalatok tevékenységi eloszlása megegyezik az egészséges vállalati mintáéval.

A kutatásban használt minta egészséges és fizetőképes vállalatok esetében az alkalmazottak átlagszáma hasonló. A teljes adatminta esetében kilenc vállalatnál volt több az alkalmazottak száma, mint 250 (a teljes minta kevesebb, mint 0,9%). Ezeket a vállalatokat a mintában hagytam, mivel a mérlegfőösszeg és nettó árbevétel nem haladta meg a 2004. évi XXXIV. törvény sarokszámait.

### 14. táblázat: A minta alkalmazottak száma szerinti ismertetése

Kategória	Elemszám	Alkalmazottak száma – átlag	Medián	Minimum	Maximum
nem csődös	965	24,53	10	0	1239
csődös	110	25,21	9,5	0	261
Összesen	1.075	24,60	10	0	1239

Forrás: saját számítás

### *Magyarázó változók, használt pénzügyi mutatók*

A minta összetételét követően 83 pénzügyi mutató kiszámítását végeztem el (5. számú melléklet) a vállalati mérleg- és eredménykimutatás alapján. A pénzügyi mutatók esetében az irodalomban használt egyszerű viszonyszámokat, átlaggal finomított verziókat és adóval és/vagy kamatköltséggel finomított viszonyszámokat is teszteltem. A pénzügyi mutatókat 6 csoportba osztottam a szakirodalomnak megfelelően. A piaci mutatók csoportja kimaradt, tekintettel arra, hogy a mintában szereplő vállalatok nem tőzsdén jegyzettek:

1. Jövedelmezőségi mutatók esetében 10 fő pénzügyi mutatót számoltam. Ugyanakkor ezeknek a finomított változatait is vizsgáltam, összesen 22 változatot. Például a ROA-mutató esetében 7 változattal dolgoztam, amely közül a végén 4 maradt a végső modellalkotás inputjaként.

2. Hatékonysági mutatók (3 pénzügyi mutató és ezeknek a finomított változataival összesen 5 pénzügyi mutató került kiszámolásra).
3. Likviditási mutatók (8 pénzügyi mutató és ezeknek finomított változatai, összesen 12 likviditási mutató).
4. Eladósodottsági mutatók (9 pénzügyi mutató és ezeknek finomított változatai, összesen 13 pénzügyi mutató).
5. Cash flow alapú mutatók (11 mutató és ezeknek finomított változatai, összesen 15 cash flow alapú pénzügyi mutató).
6. Más pénzügyi mutatók (11 mutató). Ebben a csoportba található a vállalati növekedési és méretet jellemző mutatók, illetve a forgási mutatók, pénzkonverzió-ciklust kifejező mutatók és ezek különböző változatai, összesen 16 mutató.

A kiválasztott mutatók esetében figyelembe vettem a témában született kutatások eredményeit (Belovary et al., 2007), illetve ezen kutatásokban alkalmazott vállalati pénzügyek mutatószámainak alkalmazását. Ebben a részben csak azokat a mutatókat részletezem, amelyek a végső modellalkotásban is szerepet játszottak, illetve a megelőző statisztikai futtatások során kiestek a változók listájából. Ezt követően a pénzügyi mutatóknak több változatát is kiszámoltam. Azon mutatók esetében, ahol a törvényben mérlegtételek szerepeltek (pl. mérlegfőösszeg, forgóeszközök, tartozások stb.) számtani átlagokat is számoltam, és ezeket a számtani átlagokat alkalmaztam a törtekben. Az ebben a formában nyert pénzügyi mutatók változatai jobbnak bizonyultak, mivel az átlagolás a kiugró értékeket kisimították. Ugyanakkor a számtani átlagolást azért tartottam fontosnak, mert a vagyoni elemeket tartalmazó mutatók esetében így nem egy pillanatnyi helyzetet tükröztek a vállalat gazdasági-pénzügyi helyzetéről, hanem egy állományváltozás is bekerült az átlagok használatával. Ezen változók számos alkalommal jobbnak bizonyultak a két vállalati csoport megkülönböztetésében.

A mutatók esetében a kiugró értékek miatt, melyek torzítják a modell eredményességét az adatmintában tisztítanom kellett. A mintában lévő változók esetében a szakirodalomban javasolt szélsőérték-csonkolást alkalmaztam (felső és alsó 5-5%-os csonkolással). A csődbe jutott vállalati csoport esetében a kiugró értékek főleg az alsó tartományt érintették, míg a egészséges vállalatok esetében ez fordítva volt.

Végül azokat a pénzügyi mutatók maradtak meg, amelyek átlagértékei a két csoport (nem csődös és csődbe jutott vállalatok) esetében lényeges eltérést mutattak. Azt is figyelembe vettem, hogy a változók szórása kellőképpen nagy legyen, így az adott mutató segítségével a két csoport jobban elkülöníthető.

### **3.2. A vállalati fizetéseképtelenség előrejelzésénél alkalmazott elemzési módszerek**

A vállalati fizetéseképtelenség és csőd modellezésében gyakran alkalmazott módszer a diszkriminanciaelemzés, a logisztikus regresszió, illetve a neurális hálók és túlélési elemzéssel készült modellek (Jardin, 2015). A jelen disszertációban a csődbe jutott vállalatok modellezésében két módszert alkalmaztam a két vállalati csoport elkülönítésére: a logisztikus regressziót és a neurális hálókat. A módszerek kiválasztásánál azt is figyelembe vettem, hogy az alkalmazásuk SPSS segítségével kivitelezhető legyen. A diszkriminanciaanalízis kimaradt az elemzés során, mivel a statisztikai eljárás a bemeneti változókkal szemben sokkal több korlátozó feltételezést tartalmaz. A diszkriminanciaanalízis alkalmazása esetén a függvény lineárisan választja el egymástól a két vállalati csoportot. Ugyanakkor a kvalitatív jellemzők modellbe való beépítése szükségessé teszi ezen változók átalakítását numerikus változókká, ami az eredményt értelmezhetetlenné teheti. Az említett problémák kiküszöbölése érdekében a kutatások a nem lineáris eljárásokat helyezik előtérbe, a logisztikus regressziót, a neurális hálómodelleket javasolják (Jacobs–Oestreicher, 2000). A neurális hálók esetében a működési rendszert nemcsak

az elemző, hanem a tanulási folyamat is meghatározza (Jacobs–Oestreicher, 2000). A jelen alfejezetben csak a logisztikus regresszió és a neurális hálómodellek módszereinek elméleti hátterét és gyakorlati alkalmazását ismertetem részletesebben.

### 3.2.1. A logisztikus regresszió

A logisztikus regresszió vállalati fizetéseképtelenség vagy csőd előrejelzésében gyakran alkalmazott többváltozós statisztikai módszer. Ellentétben a diszkriminanciaelemzéssel, kevesebb feltételt támaszt a vizsgálatba bevont változókkal szemben. Tekintettel arra, hogy az eredményváltozó ebben az esetben két értéket vehet fel (egészséges vagy csőd/fizetéseképtelen vállalat) a módszert binomiális (dichotóm) logisztikus regresszióknak is nevezik (Hajdu, 2004). A módszer alapvető előnye a diszkriminanciaelemzéssel szemben az, hogy a független változók esetében alkalmazhatók dummy változók is. Ez a tény ugyanakkor jelentősen javíthatja az elemzést olyan mutatók bevonásával is, amelyek alkalmazása a diszkriminanciaelemzés esetében nem volt lehetséges (Burns–Burns, 2009).

A logisztikus regresszió feltételrendszere (Burns–Burns, 2009):

- a logisztikus regresszió nem feltételez lineáris kapcsolatot az eredmény (y) és a független változók ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) között;
- az eredményváltozó bináris változó kell legyen (1 vagy 0) ;
- a független változók ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) nem kell feltétlenül numerikus változók legyenek, normál eloszlás feltételezése sem szükséges, és nem szükséges a csoportokon belüli varianciák egyenlősége.

A módszer egyik hátránya, hogy ellentétben a lineáris regresszióval, nagyszámú elemszám szükségeltetik az elemzéskor. A logisztikus regresszió esetében az egyik hüvelykszabály, hogy a minta nagysága nagy kell legyen. Az esetek számának el kell érnie Sajtos–Mitev (2007) szerint a minimum  $10 \cdot n$  magyarázó változót, míg Burns–Burns szerint (2009) minimum  $50 \cdot n$  magyarázó változót kell tartalmaznia az adatbázisnak. Ez a modellek tesztelésénél minden esetben teljesült.

A logisztikus regresszió az eredményváltozó két egymást kölcsönösen kizáró értékének bekövetkezési esélyeit modellezi több magyarázó változó segítségével.

Az y valószínűségi változó esetén jelölje  $y = 1$  a csődbement vállalatot és  $y = 0$  az egészséges vállalatot. Ekkor a csőd  $P(y = 1)$  valószínűségét több magyarázó változó ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) mellett az alábbi lineáris regressziós egyenlettel becsülhetnénk:

$$P(y = 1) = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_n \cdot x_n \quad (2)$$

A lineáris regresszióval becsült érték azonban nem esik minden esetben a  $[0,1]$  intervallumba, mint a valószínűség értéke, hanem akármekkora lehet, és ez gondot jelent. Olyan transzformációra van tehát szükségünk, amely egyértelmű megfeleltetést létesít a  $[0,1]$  és a  $[-\infty, \infty]$  intervallumok között, ez a logit transzformáció:

$$\text{logit}(P) = \ln(P / (1 - P)) \quad (3)$$

Ha a csőd valószínűségét P-vel jelöltük, akkor a fizetőképességé  $1 - P$ , ezek arányának a becslésére (amely akármekkora lehet) már jó a lineáris formula:

$$\frac{P(y = 1)}{1 - P(y = 1)} = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_n \cdot x_n \quad (4)$$

Az egyenletben a  $P / (1 - P)$  hányadost esélynek nevezzük, s mint látható, az esély logaritmus a nem más, mint a logit, és az már becsülhető a magyarázó változók lineáris kombinációjával:

$$\ln\left(\frac{P(y = 1)}{1 - P(y = 1)}\right) = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_n \cdot x_n \quad (5)$$

Az (5) egyenletet a logaritmus definícióját felhasználva az alábbi formában írhatjuk fel:

$$\frac{P(y=1)}{1-P(y=1)} = e^{\beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_n \cdot x_n} \quad (6)$$

Ebben a formában a  $\beta_n$  koeficiens egységnyi változása  $e^{\beta_n}$ -szeres változást idéz elő az esélyben minden más változó változatlansága mellett.

A (6) egyenletből átrendezéssel meghatározható  $y=1$  bekövetkezésének valószínűsége:

$$P(y=1) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_n \cdot x_n}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_n \cdot x_n}} \quad (7)$$

A logisztikus regresszió egy nem lineáris klasszifikációs eljárás, amely nem tételezi fel a független változók folytonosságát és normalitását. Ugyanakkor választ ad arra, hogy mitől és miképpen függ egy vállalati csőd bekövetkezése (Hajdu, 2003).

Az előrejelzés során az eldöntendő feladat az, hogy egy adott vállalat fizetőképes vagy nem fizetőképes. Az eredményváltozónk Bernoulli-változó. A regressziós paraméterek becsléséhez a maximum likelihood (MLE – maximum likelihood estimates) módszert alkalmazzuk, ehhez a következő függvényt (8) írjuk fel:

$$L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n) = \prod_{i=1}^n P_{i\beta}^{y_i} \cdot (1 - P_{i\beta})^{(1-y_i)} \quad (8)$$

A (8) egyenletbe behelyettesítve a becsült valószínűséget, megkapjuk a (9) egyenletet:

$$L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n) = \prod \left[ \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n}}{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n} + 1} \right]^{y_i} \cdot \left[ 1 - \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n}}{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n} + 1} \right]^{1-y_i} \quad (9)$$

ezt egyszerűbb formára hozva a (10)-es egyenletet kapjuk:

$$L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n) = \prod \left[ \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n}}{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n} + 1} \right]^{y_i} \cdot \left[ \frac{1}{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n} + 1} \right]^{1-y_i} \quad (10)$$

A cél azon  $\beta$  paraméterek megtalálása, amelyekre a (10)-es egyenlet értéke maximális lesz. A gyakorlatban az iteratív Newton-Raphson-eljárást alkalmazzuk.

### A változók kiválasztása

A változók kiválasztása a modellben lépésenként történik (stepwise -eljárás), figyelembe véve a kiválasztás irányát. A *backward* módszer lényege, hogy a kiválasztott változók sokaságából indul ki, és egyenkénti kiléptetéssel csökkenti a modellben lévő változók számát, minden lépés esetében újraszámolja a regressziós együtthatókat, így határozva meg az optimális független változókból álló modellt. A *forward* módszer esetében a modell felépítését a konstanssal indítja, majd egyenként viszi be a változókat, és az optimális független változókból álló modellt tartja meg. Az *enter* módszer a megadott változókat egyszerre szerepelteti a modellben.

### A modell magyarázó erejére

Az SPSS két mutatót is meghatároz a modell magyarázó erejének vizsgálatához: a Cox Snell  $R^2$  és Nagelkerke  $R^2$  értéket. A két mutató közül az utóbbit javasolják (Burns–Burns, 2009) arra az esetre, amikor a független változó magyarázó erejét vizsgáljuk. A Cox-Snell-mutató a nulladik és a végső modell likelihood értékeit hasonlítja össze:

$$R^2 = 1 - \left( \frac{L_0}{L_1} \right)^{\frac{2}{n}} \quad (11)$$

A kiszámolt Cox-Snell-mutató értéke 0 és 1 közé esik. A mutató azonban nem éri el a 1-et, ezért az értelmezése nehéz (Sajtos–Mitev, 2007), ugyanakkor a mutató értéke egy alulbecsült érték (Székelyi–Barna, 2009). A Nagelkerke  $R^2$  az előző Cox-Snell-mutató korrigált változata. A Cox-Snell-mutató értékét elosztja a lehetséges maximális értékkel.



$$R^2 = \frac{R_{\text{Cox}}^2}{1 - (L_0)^{\frac{2}{n}}} \quad (12)$$

Székelyi–Barna (2009) szerint lehetőség van más mutatók számítására is, amikor a modell magyarázó erejét akarjuk meghatározni. Ezt azonban magunk kell kiszámoljuk az SPSS outputjaiból. Ez a mutató a megmagyarázott és összes heterogenitás viszonyára épül, ugyanakkor alulbecsüli az összefüggés erősségét. A mutató  $R_L^2$  értékét a (11) képlet alapján határozhatjuk meg.

$$R_L^2 = \frac{G_M}{D_0} \quad (13)$$

ahol:

- $G_M$  a kiinduló likelihood és a végső modell likelihood értékei közötti különbség;
- $D_0$  a kiinduló likelihood értéke.

Székelyi–Barna (2009) szerint a módosított  $R_{LA}^2$  mutató ügyel arra, hogy, ha túl sok független változó kerül be a modellbe és ezzel az  $R^2$  értéke magas lesz, a hatást korrigálni lehet a következő módon:

$$R_{LA}^2 = \frac{G_M - 2k}{D_0} \quad (14)$$

ahol a  $k$  a modellt alkotó független változók száma.

Egy másik teszt a Hosmer–Lemeshow-statisztika, amely segítségével megállapítható a különbség az esetek elvárt és megfigyelt száma között. Amennyiben a statisztika szignifikancia szintje kisebb, mint 0,05, akkor a null hipotézis ( $H_0$ : nincs különbség az elvárt és megfigyelt értékek között) elvetendő.

A modell teljesítőképességének értékeléséhez használják a klasszifikációs táblázatot (15. számú táblázat).

**15. táblázat: Klasszifikációs táblázat**

Cut value (választóvonal)		Becsült állapot		Találati arány %
		0 – nem csődös	1 – csődös	
<b>Megfigyelt állapot</b> (0 – nem csődös) (1 – csődös)	0	<b>Helyes besorolás</b>	<i>Helytelen besorolás, másodfajú hiba.</i>	Nem csődös találati aránya %
	1	<i>Helytelen besorolás, elsőfajú hiba.</i>	<b>Helyes besorolás</b>	Csődbe jutott találati arány %
<b>Teljes minta</b>				<b>Teljes minta találati aránya %</b>

A választóvonal (cut value) meghatározása fontos lépés a modellalkotásban. A *cut value* 0,5-ös értéknél nagyobb becslt valószínűség esetében, a vállalatot csődbe jutottnak nyilvánítjuk és fordítva. Ha a megfigyelés becslt valószínűsége ez az érték alatta marad, akkor a vállalat nem csődös minősítést kap, egészségesnek minősítjük. A választóvonal meghatározását illetően eltérő vélemények vannak, igaz, ezen vélemények inkább a probléma megközelítésének szempontjából térnek el egymástól. Elméletileg egy hitelintézet részéről akkor érdemes egy ügyfelet elfogadni, ha a hitel várható haszna pozitív és nagyobb, mint az elutasítás haszna. Gyakorlatban azonban a

hozam a mérvadó, hiszen egy pénzügyi intézet kihelyezett tőkéjét alternatív befektetés(ek)be is elhelyezheti. A döntés az elérhető nagyobb hozam mellett szól, vagyis úgy kell megválasztani a választóvonal értékét, hogy a nyereség vagy a hozam maximális legyen (Oravecz, 2007).

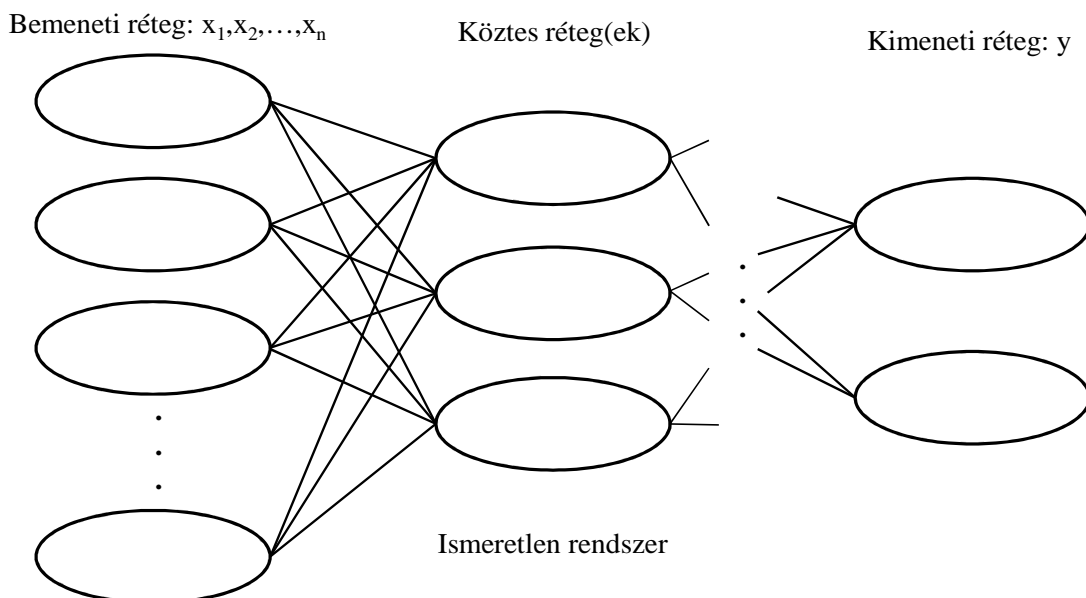
Egyes szerzők (lásd Virág és Kristóf, 2005) szerint a választóvonalat azon a szinten kell meghatározni, ahol a legjobb a logit-modell illeszkedése. Arutyunjan (2002) szerint a modell felhasználási céljának és az adott körülményeknek megfelelően kell megválasztani ezt az értéket. Ebben az értelemben a *cut value* az „adott esetben elviselhető kockázatot jelenti” (Arutyunjan, 2002, 83. oldal). Ooghe és Spaenjers (2010) szerint a *cut value*-n kívül a Gini-koefficiens is alkalmazható a modell találati arányának értékeléséhez. A Gini koefficiens nem egy érték, hanem a modell minden *cut value* értékhez tartozó diszkrimináló találati arányt határozza meg.

A dolgozatomban a csődbe jutott vállalatokat 1-gyelel jelöltem. Ebben az esetben a modell becsült paramétereinek pozitív értékei azt jelentik, hogy a változó növekedése a csőd valószínűségét csökkenti (a vállalat csődbe jutásának kockázatát csökkenti).

### 3.2.2. Mesterséges neurális hálók

A számítástechnika fejlődésével jelentős teret kaptak a mesterséges intelligenciára alapozó módszerek. A neurális hálózatok létrejötte az emberi idegrendszer felépítésén alapszik, számos műszaki és tudományos feladat megoldására alkalmazzák. Gyakorlati felhasználása között megemlíthető a karakterfelismerés, a képfeldolgozás, a jelfeldolgozás, az adatbányászat, az osztályozásra és függvényközelítésre visszavezethető összetett műveletek elvégzése (Fazekas, 2013).

A neurális háló alapeleme a neuron. A hálózat három rétegből épül fel: bemeneti, köztes vagy rejtett, illetve kimeneti rétegből. A bemeneti réteg több neuront is tartalmazhat, ugyanakkor kapcsolatban állnak a köztes réteggel. A neurális háló rejtett rétegeiből tetszőleges számú is lehetséges (többrétegű perceptron-felépítés – MLP), a bemeneti és kimeneti réteg csak egy rétegből állhat. A vizsgálatok során leggyakrabban alkalmazott modell az MLP, ez a többrétegű perceptron egy előrecsatolt hálózat (feedforward network). A vizsgálat a bemeneti rétegtől halad az egy vagy több köztes rétegen keresztül a kimeneti réteg felé.



**8. ábra: A neurális háló felépítése**

Forrás: Fazekas (2013) alapján, saját szerkesztés

A bementi réteg neuronjai kapcsolatban állnak a köztes réteg minden szomszédos neuronjával. A kapcsolatok fontossága szerint a neuronok súlyozva vannak, azonban a tanulási fázis alatt a köztes réteg súlyai változnak. Az eredményváltozók a kimentei rétegben találhatóak, ugyanakkor súlyozottan kapcsolódnak a köztes réteg összes szomszédos neuronjával. A többrétegű perceptron neuronjainak a súlyok mellett saját aktivizáló függvénye (szigmaoid, tangens hiperbolikus stb.) van.

A végső modell algoritmusának futtatását meg kell állítani, ha a következőket tapasztaljuk (Fazekas, 2013, 36. oldal):

- amikor a súlyok korrekciója jelentősen nem változik;
- ha a tanulási fázis négyzetes hiba csökkenése kicsi;
- ha a tanulási fázis száma vagy a futási idő túl nagy.

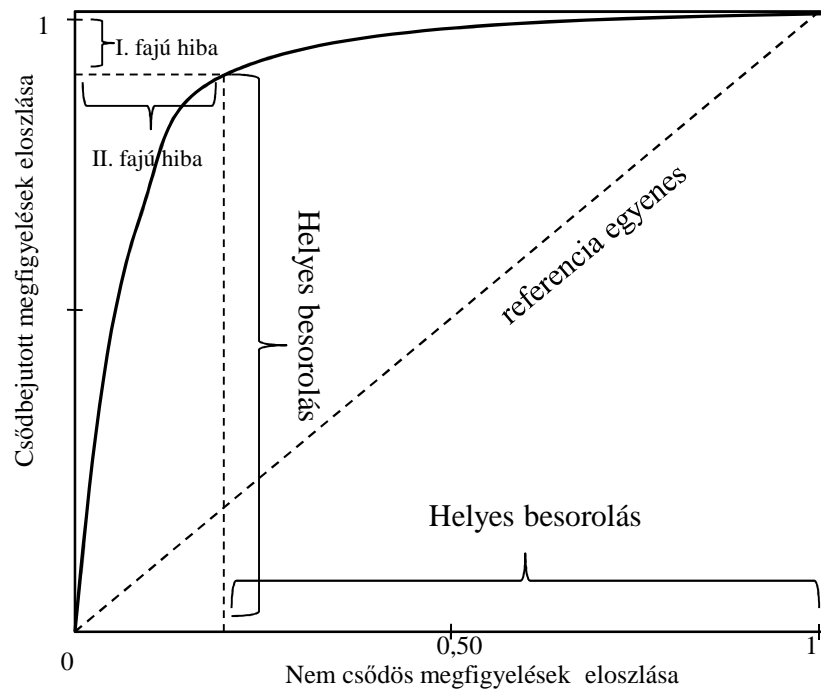
A neurális hálókat sikeresen alkalmazták, alkalmazzák a vállalati, banki csőd és fizetésképtelenség előrejelzésénél. Jelentősen megnövekedett alkalmazásuk az 1990-es évektől kezdődően (Balcean–Ooghe, 2004). A fizetésképtelenség előrejelzésénél a bementi rétegben találhatóak a vállalati pénzügyi mutatók és más változók, amelyek kapcsolatba hozhatók a fizetésképtelenség bekövetkezésével (makrogazdasági és makropénzügyi mutatók, egyéb nem pénzügyi mutatók). Kimentei réteggént csak egy réteg létezik, a vállalat fizetőképes vagy fizetésképtelen csoportba való sorolása. A neurális háló erőssége, hogy mintákat ismer fel és ezeket képes csoportosítani, ez azonban nem lineáris csoportosítás esetében is működik (Zhang et al., 1997). Használatához nem szükséges azon feltételrendszer teljesülése, amely a diszkriminanciaelemzésnél szükséges. Ugyanakkor nem numerikus adatok is alkalmazhatók a modell felépítésénél és használhatóak „zajos” adatstruktúrák is (Shachmurove, 2002). Például az éves pénzügyi jelentések nem minden esetben teljesek. A neurális háló robusztusak kis minta alkalmazásának esetében is (Cybinski, 2000).

Balcean és Ooghe (2004) szerint fontos, hogy a tanulóminta esetében a bemeneti független változók információ erővel rendelkezzenek. Ugyanakkor számos megelőző adatkezelési technika is alkalmazható a független változók meghatározásához, mint például a faktorelemzés, illetve akorrelációelemzés.

A módszer erőssége egyben gyengeséget is rejt, mivel a neurális háló hajlamosak a túltanulásra. Ennek kiküszöbölésére alkalmazzák a minta megosztását tanuló- és tesztelőmintára. Kristóf (2005) szerint az optimális előrejelzési modell eléréséhez addig kell hagyni a modellt tanulni, amíg a tesztelőminta hibája közelít a tanulómintához, amennyiben a tesztelőminta hibája romlani kezd, a futtatást abba kell hagyni.

A neurális háló alkalmazásának másik nehézsége a hálózat felépítése. Hány rejtett/köztes réteget tartalmazzon, illetve mennyi legyen a rétegekhez tartozó csomópontok optimális száma (Lam, 2004). Huang és Lippmann szerint (1987) a köztes réteg száma leginkább a probléma komplexitásától függ. Charambous és társai (2001) arra a következtetésre jutottak, hogy a két köztes réteg használata pontosabb előrejelzést biztosít, mint az egy köztes réteggel felépített modell, ez a tény azonban vitatott. Minél több köztes réteget alkalmazunk, annál nagyobb annak az esélye, hogy a modell túltanul, vagy minta-specifikussá válik (Balcean–Ooghe, 2004).

A neurális háló egyik legnagyobb problémája a „feketedoboz”, amely abból fakad, hogy a modell nem határozza meg a végső változókhoz tartozó szignifikancia szintjét, így a változó hozzájárulása a két csoport elkülönítésében nem értelmezhető (Balcean–Ooghe, 2004). Ugyanakkor ezen modellesalád a minta tanulásával kevésbé alkalmas általánosításokra. Talán ez az egyik oka, hogy a mostani vállalati csőd kutatásokban még mindig alkalmazzák a diszkriminanciaelemzést és a logisztikus regressziót is.



**9. ábra: ROC-görbe**

Forrás: Stein (2005) 1216. oldal alapján

A neurális hálómódellek eredményeinek értékelésénél, hasonlóan a logisztikus regresszióhoz, a klasszifikációs táblázatot (lásd a 15. számú táblázatot), illetve a ROC-görbét alkalmazzák. A ROC-görbe a modell megkülönböztető képességének grafikus megjelenítése.

Azt mutatja meg, hogy a kapott valószínűségi érték mennyire jelzi pontosan a vállalat két ismert csoportba való tartozását. Egy modell pontossága a görbe alatti terület nagyságával mérhető (AUROC – area under ROC).

Az ideális modell AUROC-értéke 100%; az a jó, ha a modell ROC-görbéje minél távolabb helyezkedik el a referencia egyenestől, azaz minél nagyobb legyen a ROC-görbe alatti terület nagysága.

Egy másik, gyakorlatban alkalmazott mérőszám a találati érték pontosságának megítélésében a Gini-koefficiens, amely az AUROC értékéből könnyen kiszámítható (Imreh, 2008):

$$\text{GINI} = 2 \cdot \text{AUROC} - 1 \quad (13)$$

A koefficiens 0 és 1 közötti értéket vehet fel. Az ideális helyzet, amikor a koefficiens értéke 1, vagyis a modell megkülönböztető ereje tökéletes. Ez a koefficiens is hasonlóan értelmezhető, mint az AUROC-görbe.

### 3.2.3. Főkomponenselemzés

A vállalati fizetőkép telenség előrejelzésénél használt statisztikai módszerek gyakori feltétele, hogy a független változók között ne lépjen fel multikollinearitás. Vállalati pénzügyi modellezés esetében a pénzügyi mutatók alkalmazásánál ez gyakran jelenthet problémát. A főkomponenselemzés erre a problémára kínál megoldást, segítségével a változókat kevesebb számú főkomponensekbe sorolják, minimális információvesztés mellett. A módszer gyakorlati haszna abban is rejlik, hogy az elemzést követően az új változók felhasználhatók további modellek bemeneti adataiként külön, vagy akár az eredeti változókkal együtt. Hasonló eljárást

végzett vállalati fizetésképtelenség előrejelzésénél Back és társai (1996), Salmi és társai (1990), illetve Kristóf (2008).

A főkomponenselemzés célja az adatcsökkentés mellett a közvetlenül nem mérhető változók előállítására, illetve a változószelekció elvégzése. A változók között nem tételezünk fel ok-okozati összefüggést (Kovács, 2011). A módszer a fontos változók azonosítására is alkalmas, így alkalmazható azon pénzügyi mutatók feltárására és csoportosítására, amelyek segítségével a csőd és a fizetésképtelenség is könnyebben vizsgálható.

A módszer elvégzéséhez a következő feltételeknek kell teljesülnie (Sajtos–Mitev, 2007, 248. oldal):

- nem lehet egy másik elemzés függő és független változóit egyszerre szerepeltetni;
- az elemzéshez felhasznált változók metrikus változók kell legyenek;
- a változók közötti multikollinearitás megléte a jó, a változók közötti korreláció értéke legyen magasabb, mint 0,3;
- a mintanagyság a változók számának a 10-szerese kell legyen.

A változók főkomponens elemzésre való alkalmasságát a Kaiser-Mayer-Olkin kritérium (KMO) alapján végezzük (Sajtos–Mitev, 2007, 258. oldal):

- $KMO \geq 0,9$  kiváló;
- $KMO \geq 0,8$  nagyon jó;
- $KMO \geq 0,7$  megfelelő;
- $KMO \geq 0,6$  közepes;
- $KMO \geq 0,5$  gyenge;
- $KMO < 0,5$  nem alkalmazható az eljárás.

A változók alapsokaságon belüli korrelálatlanságának vizsgálatát a Bartlett-teszt segítségével vizsgáljuk. A Bartlett-teszt nullhipotézise az, hogy a változók között nincs korreláció, a korrelációs mátrix főátlóján kívüli változók csak véletlenül térnek el a nullától.

A főkomponensek számának meghatározása jelen esetben előre meghatározott, azonban figyelembe vesszük a lehetőséget is, hogy jobb megoldás is lehetséges, így először feltáró elemzést végzünk, majd ezt követően az eredmények alapján döntünk a végső komponensek számáról. A komponensek végső kiválasztásánál a cél a főkomponensek varianciájának a maximalizálása. Az első eredmények esetében előfordulhat az az eset, amikor bizonyos változók több faktorról korrelálnak, azaz nem kapunk jól értelmezhető, tiszta struktúrát. Ezért a probléma megoldására javasolt módszer a komponensek rotálása. Tekintettel arra, hogy a komponenseket felhasználom további elemzésekhez, a derékszögű (ortogonális) forgatás a javasolt (Sajtos–Mitev, 2007, 267. oldal). A főkomponens elemzése során alkalmazott forgatási módszer a varimax rotáció, amely a komponensek által magyarázott varianciát maximalizálja. Sajtos és Mitev (2007) szerint a varimax forgatás stabilabb, és jobban szétválasztja a komponenseket. A forgatásból származó komponensek súlyainak értéke mondja meg, hogy egy komponens az adott faktorban mennyire játszik fontos szerepet.

Az eltérő mértékegységű változók esetében az eredeti változókat sztenderdizáljuk a könnyebb összehasonlíthatóság végett (Szelényi, 2009, 15. oldal).

## 4. AZ EREDMÉNYEK BEMUTATÁSA

Ebben a fejezetben az adatmintában szereplő vállalatok (csődbe ment és nem csődös) pénzügyi helyzetét mutatom be a pénzügyi mutatók segítségével.

A leírás nem tér ki minden mutatószámra, hanem csak a fontosabb mutatószámok értékeit és ezek értelmezését tartalmazza, amelyek az eddigi vállalati csődkutatások során is relevánsnak minősültek.

Az első tesztelések után a következőket észleltem:

- A matematikai átlagként számolt mérlegtételeket kifejező mutatók jobbnak bizonyultak, azaz jobban meg lehetett különböztetni a csődös csoportot az egészségestől. Voltak pénzügyi mutatók, amelyek esetében a nem matematikai átlagként számolt változat statisztikailag is szignifikánsabbnak bizonyult, például a forgótőkearányos árbevétel (v7).
- A változók közül kimaradtak azok a mutatók, amelyek esetében hosszú távú tartozás szerepelt. A megyei adatállományra jellemző volt, hogy hosszú távú tartozás számos vállalat esetében 0 lej értéket vett fel. A vállalati mintában nagyobb arányban volt jelen az egészséges vállalatok esetében a hosszú távú tartozás.
- Ugyanakkor a fentiek miatt a vizsgálatból kimaradtak azok a mutatók, amelyben a kamatköltség szerepelt, mivel a kamatköltség nem mutatott statisztikai értelemben lényeges eltérést a két csoport között.
- Kimaradt az elemzésből a személyzettel kapcsolatos hatékonysági mutató (v9), mivel nem tapasztaltam lényeges eltérést a két csoport között.
- Kimaradt a ROE mutató, illetve azok a mutatók, ahol az eredmény, működő tőke vagy cash flow egyszerre szerepelt a törtben. Ez azért maradt ki, mert a csődös vállalati csoportra jellemző volt, hogy a cash flow, a működő tőke és/vagy saját tőke értékei negatívak. Ezen mutatók számítógépes adatfeldolgozása, ha a nevező és a számláló is negatív, a kapott értéket felülértékeli. A kutatás során az előjel összesen 4 mutatót érintett.

### 4.1. A Hargita megyei vállalkozások pénzügyi teljesítményének értékelése

A 16. és 17. számú táblázatban, a mintában szereplő vállalatok mérlegfőösszegének és nettó árbevételének alapstatisztikai láthatóak. Megállapítható, hogy a mintában szereplő csődbe jutott vállalatok mérlegfőösszegének átlaga nagyobb, mint a nem csődös vállalatok csoportjának átlaga. Ugyanakkor a két csoport esetében az átlag nettó árbevétel nagyobb az egészséges vállalatok esetében.

**16. táblázat: A mintában szereplő vállalatok mérlegfőösszegének értékei (lej)**

Kategória	Elemszám	Átlag – lej	Medián	Minimum	Maximum
nem csődös	965	3 121 704,59	1 232 287	451 584	7 8643 221
csődös	110	4 027 809,55	1 418 914	460 153	49 748 422
Teljes minta	1075	3 214 422,30	1 241 056	451 584	7 8643 221

Forrás: saját számítás

**17. táblázat: A mintában szereplő vállalatok nettó árbevételének értékei (lej)**

Kategória	Elemszám	Átlag – lej	Medián	Minimum	Maximum
nem csődös	965	4 073 271,59	1 777 174	452 632	113 638 843
csődös	110	3 314 113,65	1 107 079	73 260	41 531 903
Teljes minta	1075	3 995 590,31	1 689 892	73 260	113 638 843

Forrás: saját számítás

Árbevétel tekintetében várható, hogy a csődbe jutott vállalatok csoportján belül az árbevételnek kisebbnek kell lennie (ez nem törvényszerű), mint az egészséges vállalatoknál. Ennek egyik oka a piaci részesedés vesztese, a versenypozíció gyengülése. A teljes mintára ez igaznak bizonyult, azonban ha iparágon belül vizsgáltam a két csoportot, a fenti kijelentés nem minden esetben követte a teljes minta helyzetét a nettó árbevétel tekintetében. A fakitermelés, a fafeldolgozás és a szállítás esetében a fizetéseképtelen vállalatok átlag nettó árbevétele meghaladta az egészséges csoportban lévő vállalatok átlagértékét.

A mintában szereplő vállalatok esetében iparági besorolásban a következő átlag mérlegfőösszeg és nettó árbevételi értékek szerepeltek (18. táblázat).

**18. táblázat: A két csoport iparági besorolás szerinti fő pénzügyi mutatóinak átlagértékei**

Kategória	Mérlegfőösszeg, átlagértéke – lej	Árbevétel, átlagértéke – lej
Élelmiszeripar	7 186 160	9 316 555
– nem csődös	6 977 282	9 572 381
– csődös	8 349 907	7 891 239
Építő ipar	4 419 847	5 568 922
– nem csődös	4 822 637	6 246 553
– csődös	2 294 012	1 992 533
Fakitermelés, fafeldolgozás, bútoripar	2 851 128	3 048 873
– nem csődös	2 418 108	2 811 393
– csődös	6 019 011	4 786 228
Kereskedelem	2 308 740	4 222 297
– nem csődös	2 295 629	4 278 633
– csődös	2 446 817	3 629 008
Könnyűipar	4 884 188	5 190 633
– nem csődös	5 186 154	5 430 662
– csődös	2 091 007	2 970 357
Mezőgazdaság, erdészet, halászat	3 605 506	2 026 437
– nem csődös	3 659 268	2 107 647
– csődös	2 368 976	158 603
Nehézipar	4 352 333	4 193 202
– nem csődös	4 562 852	4 534 173
– csődös	2 621 397	1 389 662
Szállítás	2 253 062	3 152 564
– nem csődös	1 858 314	3 129 703
– csődös	7 147 942	3 436 041
Egyéb szolgáltatás	2 809 286	2 262 578
– nem csődös	2 438 506	2 274 851
– csődös	7 464 642	2 108 484
Turizmus és vendéglátóipar	3 387 388	1 867 267
– nem csődös	3 643 686	2 033 216
– csődös	2 208 417	1 103 899
Összesen	3 214 422	3 995 590

Forrás: saját számítás

A vállalatok esetében gyakran felhozott vizsgálati terület a fizetéseképtelenség vagy csőd modellezésénél a *vállalat mérete*. A vállalati méret két mutatóval érzékelhető a legjobban: az árbevétel nagysága és a vállalat mérlegfőösszege. A mérlegfőösszeg értékeit vizsgálva a két minta esetében a következők figyelhetők meg. A csődbe jutott vállalatok mérlegfőösszege a csődöt megelőző két évbe átlagban 7,54%-ban növekedett, míg az nem csődös vállalatok esetében az átlagos változás ennél jóval magasabb volt, 65%-os növekedés.

**19. táblázat: A mérlegfőösszeg alapadatai a két minta esetében**

Vállalati csoport	Mérlegfőösszeg n-2 év – lej, átlagérték	Mérlegfőösszeg n-1 év – lej, átlagérték	Változás – % átlagérték	Csökkenő/növekvő – % a teljes csoportból n-1 évben
csődös	4 065 414	4 027 810	7,54%	50,90%
nem csődös	2 827 227	3 121 705	65,00%	24,50%

Forrás: saját számítás

Ahogy várható volt, a fizetéseképtelen csoport esetében a csökkenés gyakoribb volt, mint a fizetőképes vállalatok esetében, 50,9%-ban a vállalatok mérlegfőösszege csökkent, míg a fizetőképes vállalatok mintájában 24,5%-nak csökkent a mérlegfőösszeg nagysága. A felhasznált adatminta esetében nem jelenthető ki egyértelműen, hogy a fizetéseképtelen vállalatok mérlegfőösszege csökken a pénzügyi nehézséget megelőző időszakban.

A vállalati tevékenység alapvető mutatója a teljes *nettó árbevétel*. Egy vállalat kiadásait a beszedett árbevételből vagy hitel esetében ennek terhére tudja fedezni. A két csoport közötti árbevétel nagyságáról a következők állapíthatók meg. A csődbe jutott csoport esetében az árbevétel alakulása átlagban 6,3%-kal csökkent, ezzel szemben a nem csődös vállalatok árbevétele átlag 114%-kal növekedett. A csődbe jutott vállalati csoport esetében a csökkenés gyakoribb volt. A csődbe jutott vállalati minta esetében 70,9%-ban csökkent a vállalatok árbevétele a csődöt megelőző időszakban.

**20. táblázat: Az árbevétel alapadatai a két minta esetében**

Vállalati csoport	Árbevétel n-2 év – lej, átlagérték	Árbevétel n-1 év – lej, átlagérték	Változás – % átlagérték	Csökkenő/növekvő – % a teljes csoportból n-1 évben
csődös	4 072 474	3 314 114	-6,30%	70,90%
nem csődös	3 605 199	4 073 272	114,00%	25,90%

Forrás: saját számítás

A nem csődös vállalati minta esetében a csökkenés gyakorisága jóval alacsonyabb volt, a vállalatok 25,9%-ában csökkent az árbevétel. Az adatokat vizsgálva elmondható, hogy a csődbe jutott vállalatok rossz pénzügyi helyzetéhez az árbevétel negatív alakulása jelentősen hozzájárult.

A továbbiakban kérdésként merül fel, hogy a két vállalati minta esetében a vevői követelések aránya hány százalékot tett ki a teljes árbevételből. Ebből az értékből jól látható, hogy az eladott áru vagy szolgáltatás esetében a vállalatoknak mennyit sikerült behajtani, illetve a be nem hajtott vevői követelés lehet-e magyarázó változó ebben az esetben. Az adatokat vizsgálva megállapítható, hogy a csődöt megelőző második évben az átlagos vevői követelés aránya az árbevételből 47,37% volt, míg az egészséges vállalatok esetében a vevői követelés 21,59%-ot tett ki a teljes árbevétel nagyságából. A helyzet egy évvel a csődöt megelőzően romlott. A csődbe jutott vállalatok esetében az arány 62,22%-ra emelkedett, míg az egészséges vállalatok esetében ez előző időszakhoz képest csökkent 1,38 százalékpontot, 20,21%-ra. Ezzel párhuzamosan



érdeemes megvizsgálni a két vállalati minta esetében a pénzállomány fedezeti értékét. Ezt a mutatót az esedékes költségek bevételezett jövedelemmel való fedezeteként kell érteni (v51 változó a 5. számú mellékletben). A kiszámolt változó segítségével megtudjuk, hogy az átlagos bevétel mennyiben fedi az átlagos kiadásokat. Minél kisebb ez a mutató, annál nagyobb a likviditási gond egy vállalatnál. Amennyiben az érték egység alatti, akkor szükséges a növekvő működő tőke finanszírozása. A minta esetében a csődbe jutott vállalati csoport átlagértéke 0,85 volt, míg az egészséges vállalatok esetében az érték 1,06. A mutató értelmezésénél érdemes a nettó eredményt is bevonni az elemzésbe. Amennyiben az eredmény pozitív, és a pénzállomány fedezeti értéke egység alatti, akkor a vállalatról megállapítható, hogy az éves eredménye nem materializálódott. A csődbe jutott csoport esetében a 110 vállalatból 75 esetben a mutató egységnyi fölötti volt, ebből a 75 vállalatból 30 vállalatnál volt az éves nettó eredmény pozitív (a minta 27,27%-a). Ezen vállalatok esetében az eredmény nem alakult át pénzzé. A nem csődös csoport esetében a vállalatok 33,06%-a nem tudta eredményét pénzzé alakítani.

*Likviditási mutatók* számos tanulmányban szerepelnek mint fizetéseképtelenséget, csődöt előrejelző mutatók. A likviditás hiánya negatívan befolyásolja a vállalat működését. A fizetéseképtelenség korai szakaszában gyakran probléma a likviditás hiánya. A hitelintézetek – hitelek esetében – a likviditás helyzetének alakulását követik, mivel ennek a mutatónak a romlása a vállalat pénzügyi erejének gyengülését jelzi előre. A vizsgálat során a likviditási mutató több változatát is kiszámoltam és alkalmaztam a modellezés során. A vállalati minta esetében a két csoport likviditási mutatói eltérően viselkedtek.

Az első ilyen számolt mutató a *forgó- és idegentőke aránya* volt (v14 változó a 5. számú mellékletben). Ez a mutató szerepelt a Fulmer modelljében is (Fulmer et al., 1984). A fizetési nehézségekkel küzdő vállalatok forgótőkéje csökkenést mutat. A vállalati minta vizsgálatát elvégezve a következőket tapasztaltam. A csődbe jutott vállalatok esetében a forgótőke nagysága mélyült, míg az idegentőke nagysága kis mértékben növekedett (2,46%-kal) a csődöt megelőző időszakban. A forgótőke mélyülése átlag 197% volt. Ebből arra lehet következtetni, hogy csődbe jutott vállalatok jelentős tartozást halmoztak fel. Másik megjegyzendő tény, hogy a csődbe jutott vállalatok esetében az átlag idegen tőke aránya a mérlegfőösszegből fizetéseképtelenséget megelőző évben jelentős arányt képviselt (76,06%, 2,51 százalékponttal volt magasabb, mint a csődöt megelőző második évben ; 21. számú táblázat).

**21. táblázat: Forgótőke és idegentőke átlagértékei és aránya**

	Átlagérték – lej	n-2	n-1	Forgótőke – idegentőke aránya	
csődös	Forgótőke	-84 103	-250 031	0,057	0,001
	Idegen tőke	2 990 174	3 063 724		
nem csődös	Forgótőke	400 206	539 657	1,086	1,067
	Idegen tőke	1 558 317	1 607 038		

Forrás: saját számítás

Az adatokat vizsgálva az a következtetés is levonható, hogy a csőd előrejelzésénél a minta esetében a működőtőke változásának hatása a működési cash flow alapú pénzügyi mutatók esetében nem alkalmazható. A negatív működőtőke torzítja az eredményt. Ez a feltételezés a próbafuttatások során beigazolódott, mivel a működési cash flow mutatók nem szerepeltek a végső kialakított modellekben.

A *likviditási rátát* vizsgálva megállapítható, hogy a nem csődös és csődbe jutott vállalati csoport esetében a mutató normális értéket vett fel két évvel az eseményt megelőzően. Az egészséges vállalatok esetében az érték túl magas volt. Megvizsgálva ugyanakkor a követelések arányát a forgóeszközökben, elmondható, hogy a nem csődös vállalatok esetében a működőtőke-

gazdálkodás nem tekinthető feltétlenül jónak a magas értékeivel, mivel jelentős összeg szerepel vevői követelésként. A csődbe jutott vállalatok likviditási rátája csökkent a csődöt megelőző évben, érezhető volt számukra, hogy nehézségekkel küszködnek. A likviditási gyorsráta már az alsó határt súrolta a csődös vállalatok esetében. Borszéki (2000) szerint a likviditási gyorsráta értéke 1 és 0,8 között jónak minősíthető.

**22. táblázat: Likviditási mutatók átlagértékei**

	Likviditási ráta		Likviditási gyorsráta		Pénzhányad		Vevői követelés / Forgóeszközök	
	n-2	n-1	n-2	n-1	n-2	n-1	n-2	n-1
csődös	1,41	1,07	0,84	0,67	0,14	0,10	44,76%	47,06%
nem csődös	3,29	2,72	2,06	1,79	1,05	0,71	44,06%	47,82%

Forrás: saját számítás

A vevői követelések aránya a forgóeszközökből nem tért el lényegesen a két minta esetében, ugyanakkor mindkét csoportnál az arány növekedett. A likviditás tekintetében egy másik alkalmazott mutató a vevők követelés és kereskedelmi tartozások aránya (v20 változó a 5. számú mellékletben). A mutató átlagértéke csődbe jutott vállalati csoport esetében 1,96, illetve 1,45 volt két illetve egy évvel a csődöt megelőzően. Az érték jónak mondható, mivel a követelések fedik a kereskedelmi tartozásokat. Az egészséges vállalati csoport esetében a vevői követelés és kereskedelmi tartozások aránya átlagban magasabb volt – 2,33 két évvel megelőzően a vizsgált időszakban, 4,84 egy évvel a vizsgálatot megelőzően.

Egy másik nagyon fontos mutatószám-csoport a fizetéseképtelenség, illetve csődelőrejelzés esetében az *adóssági mutatók*. A megyei adatokat vizsgálva azonban megállapítható, hogy az országos értékekhez képest a megyei vállalati szféra kevésbé finanszírozza tevékenységét közép- és hosszú távú hitelekkel. Az adatok egyváltozós vizsgálata során érzékelhető volt ez a tény, hisz számos vállalat mérlegében a hosszú távú tartozások értéke alacsony volt. Megvizsgálva a Román Nemzeti Bank adatait, ez megerősítést nyert.

A 23. számú táblázatból jól látszik, hogy az országos vállalati hitelállomány nagyságában a megyei vállalati szektor elhanyagolható részt képvisel. Az összes hitelállomány nagyságában a megyei érték a 2008-as időszakot követően folyamatosan csökkent. A megyében a csökkenés átlag 4,17% volt a 2009–2015 időszakban, míg az országos érték (átlag 1,93%) ugyanebben az időszakban ingadozott. Ennek eredményeként a vállalati hitelállomány aránya az országosból 0,80%-ról 0,56%-ra csökkent 2009–2015 között. A trend 2015-re megfordulni látszik, mivel az előző évhez képest a vállalati hitelek nagysága 11,43%-kal megnőtt. A vállalati hitelek hazai valutában való megoszlása az összesből 2009 és 2013 között 50,41%-ról 49,15%-ra csökkent, ezt követően az arány megfordult, 2015-ben a vállalati hitelek hazai pénzben lévő aránya elérte az 58,38%-ot. Ez mögött a vállalkozások vezetőinek kockázatkerülése húzódhat a gazdasági válságot követően, hiszen a devizában lévő hitelek aránya 2009–2015 között lényegesen alacsonyabb, mint az országos értékek. Ugyanakkor felmerül a vállalatok esetében a fedezet hiánya, a gyenge tőkeerő, ami pótlólagos kockázati felárat jelent a vállalati hitelkamatláb esetében.

**23. táblázat: Vállalati hitelek állománya és alakulása**

	mill.	2010	2011	2012	2013	2014	2015
Hargita megye	RON	350,00	335,30	332,50	318,80	313,10	348,90
	változás	-10,08%	-4,20%	-0,84%	-4,12%	-1,79%	11,43%
	valuta	395,40	373,20	360,80	329,80	302,30	248,70
	változás	3,26%	-5,61%	-3,32%	-8,59%	-8,34%	-17,73%
Országos átlag	RON	976,71	1091,48	1198,99	1196,38	1221,67	1331,48
	változás	2,07%	11,75%	9,85%	-0,22%	2,11%	8,99%
	valuta	1603,83	1764,59	1748,72	1571,44	1391,70	1288,66
	változás	13,91%	10,02%	-0,90%	-10,14%	-11,44%	-7,40%
Országos összesen	RON	40 044,90	44 750,70	49 158,50	49 051,60	50 088,60	54 590,70
	változás	2,07%	11,75%	9,85%	-0,22%	2,11%	8,99%
	valuta	65 757,20	72 348,30	71 697,60	64 429,20	57 059,60	52 835,10
	változás	13,91%	10,02%	-0,90%	-10,14%	-11,44%	-7,40%

Forrás: Román Nemzeti Bank adatai alapján, saját számítás

A vállalati minta tőkeszerkezetét vizsgálva a következők állapíthatók meg. A csődös csoportot alkotó vállalati minta sajáttőke- és idegentőke-aránya átlagértéke 22,37% volt, míg a nem csődös csoport esetében a saját tőke átlagban kétszerese volt az idegen tőkének. Az egészséges vállalati minta esetében 38,65%-nak volt nagyobb a sajáttőke aránya az idegen tőkéből. Országos viszonylatban ez az érték átlagban 40,84% volt, vagyis a vállalatok döntő többségében idegen tőkéből finanszírozzák tevékenységüket.

Az adatokat vizsgálva ugyanakkor azt is megfigyeltem, hogy az arány a fizetéseképtelen vállalati csoport esetében romlott, míg a fizetőképes vállalati csoport esetében javult.

**24. táblázat: Saját tőke és idegen tőke aránya, alakulása**

	n-2	n-1
csődös	28,42%	22,37%
nem csődös	189,00%	202,00%

Forrás: saját számítás

Fontos kérdés ezek után, hogy hogyan oszlik meg az idegentőke – hosszú és rövid távú kötelezettségre – mivel ez újabb problémát vethet fel. A két vállalati csoport összes tartozásának megoszlását – rövid és hosszú távú tartozásra – a 25. számú táblázat tartalmazza.

**25. táblázat: Rövid távú tartozások aránya az összes tartozásban – átlag %**

	n-2	n-1
csődös	78,50%	79,70%
nem csődös	77,30%	78,90%

Forrás: saját számítás

Az adatokból látható, hogy a vállalatok esetében az 1 évnél hosszabb távú hitel nem jelentős forrás oldalon, vagyis a vállalatok tevékenységüket rövid távú kötelezettség-vállalással oldják meg. Altman et al. (2010) tanulmánya szerint a KKV-szektor esetében a működőtőke-menedzsment nagyon fontos tényező a túlélés során. A kereskedelmi hitel-, illetve egyéb rövid

lejáratú források nagyobb aránya a körbetartozások növekedésének és a fizetőképesség romlásának a következménye (Borszéki, 2008), a megyei vállalati szektort ez a tény nagyban jellemzi.

A vállalati fizetési képesség esetében a *cash flow alapú mutatók* vizsgálata is szükséges, tekintettel arra, hogy egy vállalat fizetési képességét valójában a pénz hiánya határozza meg. A kutatásban használt cash flow alapú mutatók esetében több változat is kiszámítása került. Tekintettel arra, hogy a megyei vállalati mintát a hosszú távú tartozások kicsi aránya jellemzi, ezért ebben a részben azon cash flow alapú mutatók sarokszámait mutatom be, amelyek a rövid távú tartozások, árbevétel és mérlegfőösszeg függvényében számoltam.

A cash flow alapú változók esetében jól látszik a csődbe jutott és egészséges csoport között az eltérés. Míg a nem csődös vállalati csoport esetében a bruttó cash flow értéke növekedett 34,55%-kal, addig a csődbe jutott vállalatok esetében a bruttó cash flow átlagértéke 103,29%-kal csökkent az eljárást megelőző két évben, ugyanakkor negatív tartományba ment át. Ez is jelezte, hogy a vállalatok fizetési gondokkal küszködtek. A működési cash flow esetében az adatállomány nem tette lehetővé, hogy a csődöt megelőző két évben vizsgálni lehessen a mutató alakulását a két minta esetében. A csődöt megelőző évben az eltérés így is jelentős, mivel az egészséges vállalatok esetében az átlagértéke több, mint a duplája.

**26. táblázat: A vállalati minta cash flow mutatóinak átlagértékei**

	Bruttó CF		Működési CF
	n-2	n-1	
csődös	98 991	-3257	150 098
nem csődös	290 349	390 659	305 943

Forrás: saját számítás

A csődbe jutott vállalati minta esetében a negatív cash flow volt a jellemző, ezért az ebből számolt mutatók esetében ki kellett hagyni azon változókat, amelyek a saját tőkét és működőtőkét is tartalmazták. Ezekben az esetekben a negatív nevező és negatív számláló aránya az értékeket torzította. A *bruttó cash flow aránya az árbevételből* mutató átlagértéke a nem csődös vállalati mintában 11,93% volt, míg a csődbe jutott vállalatoknál az átlagérték negatív volt (-3,84%) ez is azt jelezi, hogy az árbevétel nem elég a működéshez szükséges ráfordítások fedezéséhez. Másik fontos mutató a *működési cash flow és rövid távú tartozások aránya*. A vállalatok esetében az ideális a minél nagyobb érték lenne, hiszen ebben az esetben a működési cash flow fedezné a rövid távú tartozások értékét. A két minta esetében jelentős volt az eltérés. A csődbe jutott vállalatok esetében a működési cash flow átlagban a 2,96%-át fedte a rövid távú tartozásoknak, míg ugyanez az arány az egészséges vállalati csoport esetében átlag 41,59% volt.

Egy fontos kategóriának tartottam a vállalatok *eredményességét* kifejező mutatók vizsgálatát is a két csoport esetében. Tekintettel arra, hogy a minta eltérő tőkeszerkezetű és különböző iparágból származó vállalatokból tevődik össze a vizsgált mutatók esetében a működési eredmény alakulását ismertetem ebben a részben. Az egészséges vállalatoknál az átlagérték 47,39%-al növekedett, míg a pénzügyi nehézségekkel küzdő vállalati minta esetében az üzleti eredmény 58,23%-kal esett a csődöt megelőző két évben, ugyanakkor gyakoribb volt a veszteség a csődöt egy évvel megelőző időszakban. Két évvel a csődöt megelőzően a vállalatok esetében gyakoribb volt még a pozitív működési eredmény. Ha figyelembe vesszük, hogy az árbevétel átlagban csak 6,3%-kal csökkent a csődös vállalati mintában, nem vonható le egyértelműen az a következtetés, hogy a Hargita megyei vállalatok esetében a piaci veszteség okozott volna gondot, és ezért küzdöttek pénzügyi nehézségekkel egy évvel a csőd előtt. Ezt az állítást az összes jövedelem változása és a hozzá viszonyított összes költségek alakulása is alátámasztja. A 26. számú táblázat esetében jól érzékelhető, hogy a két minta esetében az átlagértékek eltérése jelentős, azonban a

csődbe jutott vállalati minta esetében nem vonható le egyértelműen az a következtetés, hogy a vállalatok csődbe jutásának oka mögött a rossz teljesítmény állna.

**27. táblázat: Az összes jövedelem és a költségek átlagértékeinek alakulása**

Átlagértékek	Összes jövedelem alakulása	Összes költség alakulása
csődös	-3%	-11%
nem csődös	107%	118%

Forrás: saját számítás

A csődbe jutott vállalati csoportra átlagban 3%-os jövedelemcsökkenés volt a jellemző, azonban ezzel párhuzamosan az összes költségek még nagyobb arányban csökkentek. Érdekes módon az egészséges vállalati csoport esetében ez pont fordítva történt.

A vállalati jövedelmezőségi mutatók esetében a tanulmányok által is gyakran alkalmazott ROA-mutató több változatát is teszteltem. Ezt abból a megfontolásból tettem, hogy világossá váljon melyik változata bír magyarázó erővel a ROA-mutatónak, amennyiben a modell relevánsnak tartja.

**28. táblázat: ROA-mutató alakulása – átlag érték**

%	ROA		ROA korrigált	
	n-2	n-1	n-2	n-1
csődös	-4,06%	-6,00%	-2,59%	-4,56%
nem csődös	6,56%	11,25%	7,67%	12,29%

Forrás: saját számítás

Megjegyzés: adóval és adómegettakarítással korrigálva

Az értékek alakulásából jól látszik, hogy a csődbe jutott vállalatok esetében az eszközök megtérülése romlott, azonban az értékek közötti eltérés nem jelentős.

#### 4.2. Logisztikus regresszióval előállított modell értékelése

Értekezésemben a Hargita megyei adatmintából számított pénzügyi mutatók többváltozós statisztikai módszerével kialakított modell segítségével csoportosítottam a nem csődös és csődbe jutott vállalatokat. Az alkalmazott statisztikai módszer a bináris logisztikus regresszió volt, tekintettel arra, hogy az eredményváltozónak két kimenetele lehetséges: nem csődös és csődös vállalat. A nem csődös vállalatokat 0-val, a csődbe jutott vállalatokat 1-gyel jelöltem.

A logisztikus regresszió alkalmazása a következő ismérvek mentén történt:

- A végső tisztított minta esetében a 4.1.-es alfejezetben leírtak alapján a modellek változóinak tesztelése (többszöri futtatása) IBM Statistics SPSS 19-es programcsomaggal történt.
- A végső modell kialakításához többszöri futtatásra volt szükség. Az alkalmazott futtatások esetében figyelembe vettem a FORWARD-, a BACKWARD-, és az ENTER-eljárást. Az ENTER eljárás esetében a saját elképzelés alapján válogattam be különböző számú változót és ezek hatását teszteltem. A változók választásánál figyelembe vettem a mutatók közötti korreláció nagyságát, figyelemmel kísérve az esetleges változók közötti multikollinearitást. A multikollinearitás ront a modell klasszifikációs képességén. Ramanathan szerint (2003) azonban ez nem minden esetben igaz, előfordulhat, hogy a

- multikollinearitás nem ront a modell előrejelző képességén. A figyelmen kívül hagyása akár javíthat is a modell előrejelző képességén.
- A végső modell kialakításába végül 38 mutató került be. Ezen mutatók a próbafuttatások során kerültek kiválasztásra.
  - A modell beléptetési kritériumai 5%, a kiléptetési kritérium 10% valószínűségi érték mellett került meghatározásra.
  - A teljes mintát 70%-ban tanulási és 30%-ban tesztelőmintára. Fontos, hogy a tanulási minta esetében ahhoz, hogy többváltozós statisztikai elemzést alkalmazzunk, a fizetésképtelen csoport száma több kell legyen, mint 50 megfigyelés. Jelen esetben ez a feltétel teljesült (Engelman et al., 2003).
  - A választóvonal értéke (cut value) 0,5, azonban ezt a modell találati értékének maximalizálása érdekében folyamatosan teszteltem, változtattam (Ooghe–Spaenjers, 2010).
  - A tesztelések során a modellek pontossága 58,2% és 75,8% között mozgott a csődbe jutott vállalatok találati aránya esetében.

### 29. táblázat: A minta összetétele – logisztikus regresszió esetében

	db.	%
Tanulási minta	764	71,1
– <i>nem csődös az egészséges csoportból</i>	687	71,2
– <i>csődös a csődbe jutott csoportból</i>	77	69,1
Tesztelési minta	311	28,9
– <i>nem csődös az egészséges csoportból</i>	278	28,8
– <i>csődös a csődbe jutott csoportból</i>	33	21,9
<b>Összesen</b>	<b>1075</b>	<b>100,0</b>

A továbbiakban a végső logisztikus regresszióval kialakított modellt és annak jellemzőit mutatom be. A végső modell esetében 5 változó került be (30. számú táblázat). A mutatók között szerepel cash flow alapú mutató is. Meg kell jegyezni, hogy a futtatások során az árbevétel növekedése többször is megjelent a különböző modellek változói között. A próbafuttatások során a ROA mutatók közül végül az a verzió volt jobb, amelyik esetében az eredményt korrigáltuk az adó és adómegettakarítás mértékével. Azon modellek, amelyben a ROA változó más formája jelent meg a találati arány a tesztmintánál a nem csődös vállalati csoport esetében 63%–66,7% között mozgott. Az EBITDA értékével számolt ROA találati értéke 66,7%-os volt. Ez a megállapítás a neurális hálók alkalmazása esetében is igazolást nyert. Ezek alapján megállapítható, hogy eltérő tőkeszerkezetű vállalatok statisztikai modellezésénél a ROA mutató esetében a vállalat eredményét érdemes korrigálni, mivel így a találati arány javítható.

A próbafuttatások során sokszor előfordult az Altman-modellben is alkalmazott nettó árbevétel/mérlegfőösszeg vagy nettó árbevétel/átlagolt mérlegfőösszeg, azonban ennek a mutatónak a koefficiense ellentétben állt a várt értékkel. Ennek csak akkor lett volna értelme, amennyiben a vállalatok esetében az árbevétel jelentős része követelésként szerepel a csődbe jutott vállalati mintában. Ebben az esetben a vállalatok nem termelnek elég pénzt az árbevételből, így fizetési problémák merülnek fel a tevékenység során. A teljes minta vizsgálata során ez a feltételezés megerősítést nyert, mivel a csődös csoport esetében a változó átlagértéke 0,66 volt, míg a nem csődös vállalatok esetében ez az érték 0,18. A végső modellbe a változó mégsem került be, mivel a találati arány a csődbe jutott vállalatok esetében alacsonyabb volt, mint a végső modellé (a tesztelőminta találati értéke rosszabb volt, mint a végső modellé).

A végső kialakított logisztikus regressziós modellbe 5 változó került be. Az öt változó esetében az adómegettakarítással korrigált vagyonarányos EBIT bizonyult a legnagyobb hatással a vállalati

csődre. A Bellovary et al. (2007) elemző cikke szerint a ROA mutató a leggyakoribb magyarázó változó a csőd és fizetési képtelenség előrejelzésében (Bellovary et al, 2007, 42. oldal, 5. számú melléklet). A *cash flow aránya az árbevételből* mutató is jelentős mértékben magyarázta a vállalati csőd bekövetkezését. A két minta közötti eltérés jelentős, míg a csődbe jutott társaságok esetében a cash flow negatív értéket vett fel a csődbe jutást megelőző évben, addig az egészséges vállalatok esetében a cash flow pozitív volt és az árbevételből átlagosan 10% feletti arányt képviselt. Ez az elmélettel is megegyezik, mivel az a vállalat, amelyik negatív cash flow-val rendelkezik, fizetési gondokkal küzd. A végső csődelőrejelző modellben eladósodottsági mutató is szerepelt. Az összes tartozások aránya a nettó árbevételből bizonyult magyarázó változónak. A csődbement csoport esetében a tartozások értéke 2,5-szöröse volt az árbevételnek, míg az egészséges vállalatok esetében a tartozások összes értéke nem érte el az árbevétel felét sem.

**30. táblázat: A logisztikus regressziós modell változói**

Mutató	Induló modellben	Kategória
x1	v2_2 – ROA	Jövedelmezőségi
x2	v29 – CF/Árbevétel	Cash flow
x3	v37 – Árbevétel növekedése	Növekedési
x4	v42 – Kereskedelmi tartozások forgása	Forgási
x5	v50 – Tartozások/Nettó árbevétel	Eladósodottsági

Forrás: saját szerkesztés

Az output-adatokból kiolvasható, hogy az induló modellhez képest, amikor a konstans szerepel egyedül, a modell jelentősen javul abban az esetben, ha a be nem vont szignifikáns változókat is bevesszük a modellbe. A konstans a mi esetünkben a Wald-teszt alapján szignifikáns.

**31. táblázat: A kezdő logit modell konstans becslése és Wald tesztje**

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients
			Constant
Step 0	1	527 724	-1,597
	2	500 201	-2,080
	3	499 360	-2,184
	4	499 358	-2,189
	5	499 358	-2,189
a. Constant is included in the model.			
b. Initial -2 Log Likelihood: 499 358			
c. Estimation terminated at iteration number 5 because parameter estimates changed by less than 0,001.			

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	-2,189	0,120	331,634	1	0,000	0,112

Forrás: SPSS output, saját számítás

A modell magyarázó erejét meghatározó teszt statisztikák alapján megállapítható, hogy a modell illeszkedése jó (32. táblázat). A Nagelkerke  $R^2$  értéke szerint az öt pénzügyi mutató 68,3%-ban magyarázza a fizetési képtelenséget.

**32. táblázat: Logit modell illeszkedése Cox-Snell  $R^2$  és Nagelkerke  $R^2$**

lépés	- 2 Log likelihood	Cox-Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
1	195,822	0,328	0,683

Forrás: SPSS output, saját számítás

A Hosmer–Lemeshow-teszt szerint a modell jól illeszkedik (33. táblázat). Az eloszlás szignifikanciaszintje alapján a  $H_0$  hipotézist nem utasíthatjuk el, mivel a megfigyelt és a modell által becsült értékek között nincs különbség.

**33. táblázat: Logit modell illeszkedése (Hosmer–Lemeshow teszt)**

lépés	Chi-square	szabadságfok	szignifikancia
1	5,950	8	0,653

Forrás: SPSS output, saját számítás

A Székelyi–Barna (2008) által javasolt  $R_L^2 = 60,79\%$ , illetve  $R_{LA}^2 = 58,78\%$  kiszámolt értékek is jó illeszkedést mutatnak.

A klasszifikációs táblázatot vizsgálva (34. táblázat) elmondható, hogy a modell találati aránya a tanulási minta esetében 95,0%, a tesztelőminta esetében 96,5% volt 0,5-ös választóvonal (cut value) esetében. Ha a cut value 0,5-ös értéknél nagyobb a becsült valószínűség a vállalatot csődbe jutottnak nyilvánítjuk a következő évben, ha ez az érték alatta marad, akkor a vállalat nem csődös a következő évben.

**34. táblázat: A logit modell klasszifikációs táblája**

cut value = 0,5		Előrejelzett					
		Tanulóminta			Tesztelőminta		
		nem csődös	csődös	találati arány %	nem csődös	csődös	találati arány %
Megfigyelt	nem csődös	681	6	99,10	275	3	98,90
	csődös	32	45	58,40	8	25	75,80
Teljes minta				95,00			96,50

Forrás: SPSS output, saját számítás

A választóvonal (cut value) értékének változtatásával a modell találati aránya maximalizálható. A gyakorlatban felmerül az a kérdés, hogy mit maximizáljunk. Egy hitelintézet részére az első és másodfajú hiba is költséggel jár. Az elsőfajú hiba figyelmen kívül hagyása a pénzének elvesztéséhez vezet, míg a másodfajú hiba esetében olyan ügyfeleket utasít vissza, akik képesek visszafizetni a kölcsönt. Disszertációmban a cut value értékének megválasztásában a találati értéket vettem figyelembe, vagyis azt, hogy a modellnek minél nagyobb találati értéke legyen. Jelen esetben a 0,5-ös és 0,45-ös érték volt az, amelynél a modell találati értéke maximális volt. A két választóérték közötti egyetlen különbség a tanulóminta esetében volt tapasztalható a csődbe jutott találati aránynál, ahol az eltérés 3,9 százalékpont volt. A többi választóvonal-értékre a modell teljes találati aránya romlott.

**35. táblázat: A cut value különböző értékei és a találati arány**

cut value	Tanulóminta			Tesztelőminta		
	Nem csődös	Csődös	Teljes	Nem csődös	Csődös	Teljes
0,55	99,30%	58,40%	95,20%	98,90%	72,70%	96,10%
0,50	99,10%	<b>58,40%</b>	95,00%	98,90%	75,80%	<b>96,50%</b>
0,45	98,80%	<b>62,30%</b>	95,20%	98,90%	75,80%	<b>96,50%</b>
0,40	98,40%	62,30%	94,80%	98,60%	75,80%	96,10%
0,35	98,00%	66,20%	94,20%	97,80%	75,80%	95,50%

Forrás: SPSS output, saját számítás

A próba futtatások során meglepőnek tartottam, hogy az adóval és adómegettakarítással korrigált EBIT jobb eredményhez vezetett, mint a ROA többi változata. Elmondható, hogy a Hargita



megyei mintán ez a mutató jól tükrözi az eltérő tőkeszerkezet meglétét. Ugyanakkor a próbafuttatások során külön szerepeltettem a mérlegfőösszeg és árbevétel nagyságát, mivel a hipotézisem között szerepelt az is, hogy a megyei adatmintában a KKV-k esetében a méret nem szignifikáns. A változók szignifikánsak voltak azonban, a modell találati értéke alacsonyabb volt a tesztelőmintán, mint a végső modell esetében.

A végső logisztikus regressziós modell paramétereit a 36. számú táblázat tartalmazza. A modellben szereplő magyarázó változók száma 5, a konstans kivéve. A változók és a konstans 1%-os szignifikancia szinten is elfogadhatók.

Meg kell jegyezni, hogy a mintában a fizetésektelen vállalatokat 1-el jelöltem, így a változó alakulása a csőd bekövetkezésének valószínűségére ellentétesen hat. Az első változó (v1) az adó és adómegettakarítással korrigált EBIT-tel számolt ROA-mutató volt. A ROA-mutató növekedésével csökken a csődbe jutás esélye. A második változó (v2) az árbevétel alapú pénzáramlás. Az árbevétel egyégyeni növekedése 0,302-szeresével csökkenti a fizetésektelenség kialakulását (v3), míg a modell többi változójának növekedése, a kereskedelmi tartozás forgási ideje (v4) és a tartozás aránya az árbevételből (v5) növeli a csődbe jutás kialakulásának esélyét.

**36. táblázat: A logisztikus regressziós modell paramétereit**

Változók	Beta regressziós együttható	Standard hiba	Wald	Sig.	Exp(B)
x1	-21,134	6,717	9,899	0,002	0,000
x2	-15,835	4,365	13,158	0,000	0,000
x3	-1,197	0,421	8,099	0,004	0,302
x4	0,002	0,001	8,977	0,003	1,002
x5	1,880	0,423	19,799	0,000	6,556
konstans	-1,946	0,445	19,149	0,000	0,143

Forrás: SPSS output, saját számítás

A logisztikus regresszió futtatása során érdekes módon a likviditási mutatók nem bizonyultak jónak. Ugyanakkor az eladósodottsági mutatók esetében azon mutatók, amelyek külön kezelték a rövid és hosszú távú kötelezettségeket, nem bírtak elégséges magyarázó erővel. A legjobb adósságot tükröző mutatónak az árbevételben kifejezett összes kötelezettség aránya bizonyult.

A modell végső egyenlete:

$$P(\text{csőd}) = \frac{e^{-1,946 - 21,134 \cdot x_1 - 15,835 \cdot x_2 - 1,197 \cdot x_3 + 0,002 \cdot x_4 + 1,880 \cdot x_5}}{1 + e^{-1,946 - 21,134 \cdot x_1 - 15,835 \cdot x_2 - 1,197 \cdot x_3 + 0,002 \cdot x_4 + 1,880 \cdot x_5}}$$

A 37. számú táblázatban a csődbe jutott és egészséges vállalati csoportok végső modelljében szereplő pénzügyi mutatók átlagértékei láthatók. Az eszközarányos adómegettakarítással korrigált EBIT értékeit vizsgálva láthatjuk, hogy a csődbe jutott vállalatok esetében a negatív EBIT volt a jellemző a csődöt megelőző évben. Az egészséges vállalati csoport esetében az átlagérték jelentős a közel 12%-os értékkel. Ez azt mutatja, hogy a vállalatok eszközeiket nyereségesen tudták működtetni, és közel 12%-os vagyonarányos EBIT-et értek el Hargita megyében. A kereskedelmi tartozások forgási idejét vizsgálva az egészséges vállalatok esetében, a 164 napos érték magasnak minősíthető, még abban az esetben is, ha a számla kiállítását követően általánosan elfogadott szabály, hogy 15-30 napos türelmi időszakot is megadnak az ügyfeleknek. A csődbe jutott vállalati mintát vizsgálva akár azt is megfogalmazható, hogy a tartozások kifizetésének ideje miatt indult többségében a vállalat ellen csőd eljárás. Ehhez társult a felhalmozott kötelezettségek értéke is, hiszen a csődbe ment társaságok esetében jelentős a tartozás aránya az árbevételből. A vállalatok a csődöt megelőző évben nem tudtak annyi

árbevételt előteremteni, amivel tartozásaikat fedezni tudják. Tudva azt, hogy az összes tartozás arányában a csődbe jutott vállalati minta esetében a rövid távú kötelezettségek aránya jelentős, megfogalmazható az is, hogy a Hargita megyei KKV-k megpróbálják a működőtőke-finanszírozást áthárítani a beszállítóikra. Ez a KKV-k esetében egy gyakori megoldás, ami azonban veszélyekkel jár. Hasonló megállapítást fogalmaztak meg Altman és társai (2010) is tanulmányukban.

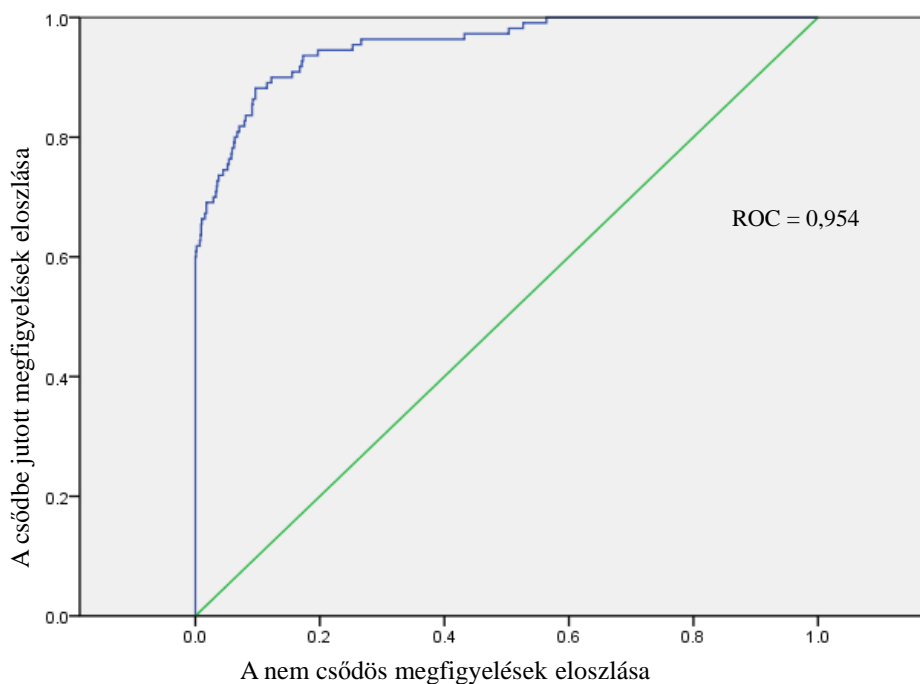
**37. táblázat: A logisztikus regressziós modellben szereplő változók átlagértékei**

Változó	Átlagos értékek	Csődös	Nem csődös
x1	ROA – %	-4,78%	11,73%
x2	CF/Nettó Árbevétel – %	-3,84%	11,93%
x3	Árbevétel növekedése – %	-13,62%	50%
x4	Kereskedelmi tartozások forgási ideje – nap	744,80	164,09
x5	Tartozás/Árbevétel	2,61	0,47

Forrás: SPSS output, saját számítás

A csődbe jutott vállalati mintát árbevétel szempontjából az árbevétel csökkenése jellemezte, ugyanakkor az összes tartozások aránya jelentősen meghaladta az árbevétel szintjét. Ebből arra is lehet következtetni, hogy a csődbe jutott társaságok nem termeltek elég árbevételt, ahhoz, hogy tartozásaikat ki tudják egyenlíteni. Ugyanakkor az árbevétel döntő része követelésként az ügyfeleknél maradt. Erre a modellezés során derült fény, amikor a futtatások során a nettó árbevétel aránya a mérlegfőösszegben (az Altman-modellben is használt mutató) a várakozásokhoz képest ellentétes előjelet (negatív értéket) vett fel. Ezt a megállapítást az is alátámasztja, hogy a csődbe jutott csoport esetében a követelések aránya az árbevételben átlag 0,66 volt, míg fizetőképes vállalatok esetében 0,18-as értéket vett fel. Vagyis a fizetésektelen csoportban lévő vállalatok esetében az árbevétel jelentős hányada az ügyfeleknél volt.

A modell találati értéke a ROC-görbe segítségével is értékelhető (10. számú ábra). Az ábrát vizsgálva megállapítható, hogy a referenciaegyenestől (45° egyenes) a való eltérés jelentős. A gyakorlatban a 0,70-es érték elfogadható találati értéket jelent, míg a 0,90-es érték felett kiemelkedőnek ítélik.



**10. ábra: Logisztikus regressziós modell ROC-görbéje**

Forrás: SPSS output, saját számítás

A ROC-görbe alatti terület nagysága 95,4%, míg a AUROC-értékből számolt Gini-koefficiens értéke 90,8%-os, ebben az esetben megállapítható, hogy a logisztikus regresszió modell megkülönböztető ereje nagyon jó.

#### 4.3. Neurális hálóval előállított modell értékelése

A neuronhálóval készített végső modell kialakítása hosszabb időt vett fel, mint a logisztikus regresszióé. Többszöri futtatások után sikerült csak a végső modellt kialakítani. A bemeneti réteg ugyanazon 38 vállalati pénzügyi mutatót tartalmazta, mint a logisztikus regresszió esetében. A cél többek között az is volt, hogy bizonyosságot szerezzek arra a megállapításra, amelyet a szakirodalom is állít, miszerint a neuronhálók becslése jobb találati arányt ér el a többváltozós statisztikai elemzésekkel ellentétben.

Az adatállomány ebben az esetben is felosztásra került 70%-ban tanuló- és 30%-ban tesztelőmintára. A felosztás teljes mértékben megegyezett a logisztikus regresszió esetében alkalmazottal.

**38. táblázat: A minta összetétele neuronháló esetében**

	db.	%
Tanulási minta	764	71,10
Tesztelési minta	311	28,90
– <i>Kimaradt</i>	0	0
<b>Összesen</b>	<b>1075</b>	<b>100,0</b>

A próbafuttatások során a háló tervezésénél 1 és 2 köztes réteget is figyelembe vettem eltérő neuronszámmal. A legjobb modellnek a két köztes rétegből álló háló bizonyult, a végső modell felépítése a következő volt: bemeneti réteg 38 vállalati mutató, a két köztes réteg rendre 7, illetve 5 neuront tartalmazott, a végső kimeneti réteg 2 neuronból állt. A köztes rétegek és a kimeneti réteg neuronjainak aktiválási függvénye szigmoid formájú volt. A tanítás, kötegelt tanítással történt.<sup>3</sup> A 39. számú táblázat csak azon neuronháló-felépítéseket tartalmazza, amelyek a tesztelés során találati arány szempontjából jónak bizonyultak. A bemeneti pénzügyi mutató esetében a ROA mutató több változatát külön teszteltem, ezért szerepel a végső modell esetében bemeneti értéként a 20 neuron száma. Meg kell jegyezni, hogy más felépítésű modellek találati aránya is kevéssel tért el a táblázatban feltüntetettől.

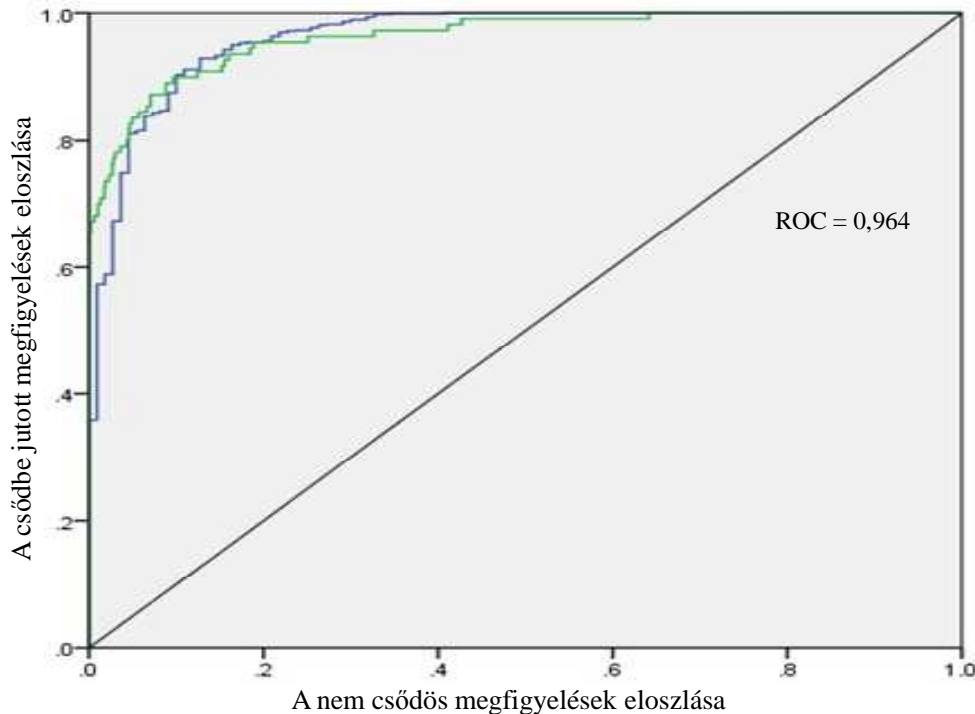
**39. táblázat: A neuronhálók felépítése és a találati arány**

Neuronháló felépítése	Tanuló minta			Tesztelő minta		
	nem csődös	csődös	teljes	nem csődös	csődös	teljes
20-3-2	99,70%	70,10%	96,70%	99,60%	72,70%	96,80%
20-5-2	99,40%	72,70%	96,70%	98,20%	72,70%	95,50%
20-7-2	99,40%	63,60%	95,80%	99,60%	72,70%	96,80%
20-5-3-2	99,90%	67,50%	96,60%	99,60%	66,70%	96,10%
20-7-5-2	99,60%	63,60%	95,90%	99,60%	75,80%	97,10%

Forrás: SPSS output, saját számítás

<sup>3</sup> A kötegelt tanítás azt jelenti, hogy a súlyok korrekcióját csak a teljes lefutás után korrigáljuk.

Az egy rejtett réteges háló esetében a 3 neuronból álló modell ugyanolyan jónak bizonyult, mint a 7 neuronból álló tesztelőminta esetében. Ugyanakkor a 20-3-2-es felépítésű hálózat teljes mintán mért találati aránya megegyezett a 20-7-5-2-es felépítésű hálózat találati arányával, azonban az elsőfajú hiba értéke kisebb volt 3,1 százalékponttal. A modell illeszkedési jóságára használt ROC-függvény alatti terület 96,4%, ami jónak mondható, az ebből számítható Gini-koefficiens értéke 92,8%, amely szintén jónak minősíthető.



**11. ábra: A neurális hálómodell ROC-görbéje**

Forrás: SPSS output, saját számítás

A futtatások során a neurális hálómodellek döntő többségében a fizetéseképtelenség elmélete által meghatározott mutatók jöttek ki, mint legnagyobb fontossággal bíró változók. A legnagyobb fontossággal bíró változó minden esetben a teljes tartozás aránya az árbevételből pénzügyi mutató volt (v50). A változó, függetlenül a háló felépítésétől, minden esetben ezt hozta ki a legrelevánsabbnak. A rétegek közötti aktiválási függvényben kapott együttható előjele is megfelelő volt, a pozitív érték növelte a fizetéseképtelenségbe való besorolását a megfigyelésnek. Az egyrétegű modellek esetében a cash flow/árbevétel-mutató szerepelt még gyakran.

**40. táblázat: A végső neuronmodell változóinak fontossága a modellben**

Független változó	relatív fontosság
Tartozás/Árbevétel (v50)	1,00
Kereskedelmi tartozások forgása (v42)	0,83
Cash flow/Mérlegfösszeg (v30_1)	0,65
Követelések forgása (v41)	0,61
ROA-korrigált (v2_2)	0,61
Készletek forgása (v40)	0,52

Forrás: SPSS output, saját számítás

A modellek futtatása során az árbevétel növekedésének relatív fontossága 0,1 alatti volt, ugyanakkor likviditási mutatók sem kerültek be azon modellekbe, ahol a találati arány elég

magas lett volna. A mérlegfőösszeg és az árbevétel nagysága változók relatív fontossága elhanyagolható volt a neurális hálómodellek esetében.

**41. táblázat: A neurális hálómodellben szereplő változók átlagértékei**

<b>Mutató átlagos értéke fontossági sorrendben</b>	Csődös	Nem csődös
Tartozás/ Árbevétel	2,61	0,47
Kereskedelmi tartozások forgási ideje – nap	744,80	164,09
Cash flow/Átlagolt mérlegfőösszeg – %	-1,70%	17,41%
Követelések forgási ideje – nap	193,67	60,16
ROA – %	-4,78%	11,73%
Készletek forgási ideje – nap	255,38	56,43

Forrás: SPSS output, saját számítás

A modell változóinak átlagértékeit vizsgálva a két minta esetében (41. számú táblázat) megerősítést nyer újból, hogy a KKV-k esetében a működő tőke gazdálkodása nagy jelentőséggel bír a csőd elkerülésében a vizsgált megyében.

Egyik modell esetében sem került be a bevételezett jövedelmek és az esedékes költségek aránya mutató (5. számú melléklet, v51 mutató). Ez a mutató azt tükrözi, hogy az átlagos bevétel mennyire fedi az átlagos kiadásokat. Az alacsony értéke a mutatónak likviditási gondokat vetít előre. A mutató esetében az egység alatti érték a növekvő működő tőke szükségességét vonja maga után. A változó a neurális hálómodelleknél az egy rejtett rétegű modellek esetében jelent meg, azonban a relatív fontossága nem volt jelentős. A változó átlagos értéke az egészséges csoport esetében 1,06 volt, ami elégségesnek mondható. A csődbe jutott társaságok esetében az átlagértéke a mutatónak 0,85 volt.

#### **4.4. Főkomponenselemzésen alapuló modellek**

A vállalati fizetéseképtelenség előrejelzésében a főkomponenselemzéssel nyert új változók bevonása javíthatja a modell előrejelző képességét. A főkomponenselemzés a pénzügyi modellezésben gyakran alkalmazott módszer. A módszer előnye abban rejlik, hogy a változókat komponensekbe soroljuk, és az így kapott új komponensek között nem lép fel a multikollinearitás problémája, amely más többváltozós modellezés esetében nem kívánatos. Kutatásomban az összehasonlíthatóság érdekében főkomponenselemzést hajtottam végre a pénzügyi mutatók segítségével, és a kapott komponensek együtthatóit felhasználtam a logisztikus és neurális hálós modellek bemeneti adataiként. Azt feltételeztem, hogy a változók összevonásából keletkező komponensek nagyobb magyarázó erővel bírnak a vállalati csőd becslésében annak ellenére, hogy az összevonás információvesztéssel jár.

A főkomponensen alapuló modell előállításához első lépésben bemeneti adataiként a teljes változó listából 43 pénzügyi mutatót használtam fel. Mivel a változók mértékegységei különbözőek voltak, a szakirodalomban javasolt sztenderdizált értékeket képeztem (Szelényi, 2009). Az elemzés futtatása előtt a változók listáját vizsgálva, szakmai szemmel a változókat 7 csoportba lehetett volna a legésszerűbben sorolni. Ezt megelőzően azonban a programra hagyatkozva elvégeztem a főkomponenselemzést. Ebben az esetben 11 komponensbe sorolódott be a 43 pénzügyi mutató.

A modell KMO=0,833 értéke szerint az elemzés alkalmas volt főkomponens kialakítására. A csoportosítást vizsgálva, az elosztása nem tűnt ésszerűnek, az utolsó 3 komponensbe rendre 2-1-1 változó került. A komponensek a teljes variancia 83,78%-át magyarázták. Az egyik komponens a vállalatok méretét jellemző két pénzügyi változót tartalmazta (mérlegfőösszeg és

árbevétel logaritmusos értéke), azonban ezeknek a változóknak az egyedi alkalmassága nem érte el a 0,5 küszöböt. Hasonló 0,5-ös érték alatti volt a pénzkonverzió-ciklust számító változó is. Kihagyva a 3 változót és újrafuttatva az elemzést, a KMO-érték 0,86-ra javult, azonban a változók a teljes variancia 79,94%-át magyarázták. A kialakult 8 komponens összetétele az előzőhöz képest keveset változott. Ki kellett zárnom a vállalat méretét tartalmazó főkomponenst, illetve a vevőkövetelés és a szállítói kötelezettség aránya változó bekerült a likviditási mutatók csoportjába. A későbbi futtatások során azonban teszteltem a méretet jellemző főkomponens hatását. A méretet jellemző főkomponens azonban a logisztikus regresszió esetében nem volt szignifikáns (csak 10% szignifikanciaszint mellett lett volna elfogadható), míg a neurális háló esetében a változók relatív fontossága alacsony volt.

Az adatok újrafuttatásával és szűkítve a változókat 7 komponensbe, az eredmények jobbnak bizonyultak a KMO értékei alapján (0,863). A Bartlett-teszt alapján a nullhipotézist (a változók között nincs korreláció) elvethetjük, vagyis a kiinduló változók alkalmasak a főkomponens elemzésre.

#### 42. táblázat: A KMO- és Bartlett-teszt értékei

Kaiser-Meyer-Olkin-érték		0,863
Bartlett-teszt	Approx. Chi-Square	64 467,647
	df	666
	Sig.	0,000

Forrás: SPSS output, saját számítás

A főkomponensek saját értékeinek és megmagyarázási arányainak táblázatát vizsgálva (43. számú táblázat) megállapítható, hogy az első főkomponens az összes szórásnégyzet 37,24%-át magyarázza meg, míg az első 7 főkomponens együtt az eredeti információmennyiség 78,81%-át, ami csekély információvesztést jelent az előző 8 főkomponenst tartalmazó változathoz képest. A táblázat egyben fontossági sorrendet is jelent a komponensek esetében.

#### 43. táblázat: A főkomponensek saját értékei és relatív fontosságuk

Com- ponent	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	13,780	37,244	37,244	13,780	37,244	37,244	6,661	18,002	18,002
2	5,020	13,566	50,810	5,020	13,566	50,810	5,957	16,101	34,102
3	2,761	7,462	58,273	2,761	7,462	58,273	5,130	13,865	47,967
4	2,418	6,535	64,807	2,418	6,535	64,807	3,463	9,360	57,327
5	2,121	5,733	70,540	2,121	5,733	70,540	3,170	8,568	65,895
6	1,673	4,522	75,062	1,673	4,522	75,062	3,031	8,191	74,085
7	1,387	3,750	78,811	1,387	3,750	78,811	1,749	4,726	78,811

Extraction Method: Principal Component Analysis

Forrás: SPSS output, saját számítás

Ezt követően a faktor-rotálásnál a derékszögű varimax-módszert alkalmaztam, tekintettel arra, hogy a kapott faktorok a későbbiekben más modellalkotásban input adatként felhasználom, így próbálva kiküszöbölni a multikollinearitást is.

A változók és a főkomponensek forgatott korrelációs együtthatóit a 44. számú táblázat tartalmazza.

A főkomponenselemzéssel a következő hét új változót kaptam, amelyek felhasználhatók a további elemzések során:

- Az első főkomponens (F1) – az eszközökkel kapcsolatos mutatók csoportja: 8 pénzügyi mutatóból állt, a nevezőben vagy a számlálóban az eszközök állománya szerepelt egy másik mérleg vagy eredmény értékkel. A főkomponens a teljes variancia 37,24%-át hordozza. A csoportból egy mutató besorolása nem volt egyértelmű (cash flow/összes kötelezettség aránya), azonban elvégezve a változóval kapcsolatos szakirodalom által is javasoltakat, ebben a csoportban hagytam. A változó kommunalitás<sup>4</sup> értéke, az MSA<sup>5</sup> értéke is megfelelő volt, kihagyása nem borította fel a komponensek összetételét.
- A második főkomponens (F2) – likviditást tartalmazó pénzügyi mutatók csoportja: 7 pénzügyi mutatót foglalt magába. A teljes variancia 13,57%-át magyarázza. A vállalatok likviditási mutatóiból tevődik össze.
- A harmadik főkomponens (F3) – árbevétel tartalmazó pénzügyi mutatók csoportja: 5 pénzügyi mutatóból állt, az árbevétel a nevezőben vagy a számlálóban szerepelt. A teljes szórásnégyzet 7,46%-át magyarázta.
- A negyedik főkomponens (F4) – adóssági mutatókat tartalmazó változók csoportja: 7 pénzügyi mutatóból állt. A teljes szórásnégyzet 6,54%-át magyarázta. Az adóssági mutatókat képező főkomponens nem szerepelt az elsők között, azonban erre számítottam, mivel az alapvető statisztikai elemzések esetében a két csoport között látszott, hogy a Hargita megyében tevékenykedő KKV-k esetében elhanyagolható a hosszú távú finanszírozás állománya, ugyanakkor ezen mutatók nem mutattak nagy eltérést. Ebben a csoportban az árbevétel növekedése mutató volt az, amelynek nem itt lett volna a helye. Azonban végignézve a mutató szerepét és értékeit (nem változott a modell összetétele, a kommunalitás értéke (0,341) és az MSA értéke (0,803) is megfelelt az elvártnak), így ebben a komponensben hagytam.
- Az ötödik főkomponens (F5) – forgási időket meghatározó mutatók csoportja: 4 pénzügyi mutatót tartalmazott. A teljes varianciához való hozzájárulása viszont alacsony (5,73%) volt. Ezek között a kiugró változó a tartozások aránya az árbevételből volt. Végigfuttatva az előző esetekben alkalmazott ellenőrzést, nem ejtettem ki a végső modellből (kommunalitás értéke 0,799, MSA értéke 0,803).
- A hatodik főkomponens (F6) – cash flow mutatókat tartalmazó csoport: 4 pénzügyi mutatót foglalt magába.
- Az utolsó főkomponens (F7) – működőtőke-arány: 2 pénzügyi mutatóból állt, a pénzügyi mutatók esetében a működő tőke a nevezőben szerepelt.

---

<sup>4</sup> A kommunalitás értéke nagyobb kell legyen, mint 0,25, ellenkező esetben a változó egyetlen faktorial sem korrelál közepesen.

<sup>5</sup> Egy változó MSA értéke (measure of sampling adequacy) 0 és 1 közötti lehet és azt mutatja meg, hogy mennyire áll szoros kapcsolatban a többi változóval. A kívánt érték a magas MSA. A 0,5 MSA érték alatti változót ki kell zárni a vizsgálatból.

**44. táblázat: A változók és a főkomponens forgatott korrelációs együtthatói**

		F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7
v2_1	Eszközökkel kapcsolatos főkomponens (F1)	0,906						
v1_1		0,897						
v3_1		0,894						
v2_3		0,873						
v2_2		0,862						
v30_1		0,857						
v11_1		0,548						
v32_1		0,535						
v16	Likviditást jellemző főkomponens (F2)		0,903					
v15			0,878					
v17			0,854					
v18			0,837					
v14			0,770					
v10_1			0,664					
v19			0,603					
v6_1	Árbevételrel kapcsolatos főkomponens (F3)			0,902				
v29				0,895				
v8				0,870				
v6				0,868				
v4_1				0,858				
v23_1	Adósságot jellemző főkomponens (F4)				0,804			
v22_1					-0,787			
v28_1					0,652			
v52					0,618			
v27_1					-0,569			
v37					-0,438			
v25_1					0,366			
v50	Forgási időt jellemző főkomponens (F5)					-0,859		
v42_1						-0,827		
v41						-0,739		
v40						-0,682		
v49	Cash flow főkomponens (F6)						0,854	
v47							0,843	
v46_1							0,832	
v51							0,397	
v21	Működő tőke főkomponens (F7)							0,902
v7								0,885
		Extraction Method: Principal Component Analysis, Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization, a, Rotation converged in 7 iterations						

Forrás: SPSS output, saját számítás

**4.4.1. Főkomponens alapú logisztikus regressziós modell**

A főkomponens alapú modellek tesztelése hosszabb időt vett igénybe. A különböző modellek összehasonlíthatósága érdekében a bemeneti változók megegyeztek a főkomponens nélküli modell változóival, ugyanazon 38 változó került be a próba futtatások során. A bemeneti változókhoz még hozzájött a főkomponenselemzés során keletkezett 7 főkomponens. Összesen 45 bemeneti változó segítségével készült el a fizetésképtelenség elemzése a vállalati adatminta esetében. A modellek kialakítása esetében azon mutatók, amelyek nagyon hasonlóak voltak, nem szerepeltek egyszerre a tesztelés során, hanem több próba futtatással alakult ki, hogy melyik változó marad.



A főkomponenseken alapuló logisztikus regresszió alkalmazása a következő ismérvek mentén történt:

- A modellek változóinak tesztelése (többszöri futtatása) IBM Statistics SPSS 19-es programcsomaggal történt.
- A végső modell kialakításához többszöri futtatásra volt szükség. Az alkalmazott futtatások esetében figyelembe vettem a FORWARD, a BACKWARD és az ENTER eljárásokat. Az ENTER-eljárás esetében a saját elképzelésem alapján válogattam be különböző számú és típusú változókat, s ezek hatását teszteltem. A változók választásánál figyelembe vettem a mutatók közötti korreláció nagyságát, figyelemmel kísérve az esetleges változók közötti multikollinearitást.
- A végső modell kialakításában végül 38 bemeneti mutató került tesztelésre.
- A modell beléptetési kritériumai 5%, a kiléptetési kritérium 10% valószínűségi érték mellett került meghatározásra.
- A teljes minta összetétele ugyanaz, mint az eredeti főkomponens nélküli logisztikus regresszió esetében. A minta 70%-ban tanulási és 30%-ban tesztelőmintára került felosztásra.
- A választóvonal értéke (cut value) 0,5.

A próbafuttatások során egyértelművé vált, hogy a tanulóminta találati értékei jobbak a főkomponenseket is felhasználó modellek esetében. A tesztelőminta esetében a másodfajú hiba nagysága megközelítette a vállalati pénzügyi mutatókat tartalmazó logisztikus regressziómodell találati értékét.

Teszteltem csak a 7 főkomponenssel kialakított modellt, ebben az esetben a következőket tapasztaltam. A megfigyelt és becsült gyakoriságok eltérésének szignifikanciaszint meghatározásához alkalmazott Hosmer–Lemeshow-teszt értéke 0,515 volt.

A modell találati értéke a tesztminta esetében 95,9% (45. számú táblázat), míg a tesztelőminta esetében ez rosszabb lett, azonban az elsőfajú hiba kisebb volt az utóbbi esetében.

**45. táblázat: A főkomponensekből álló klasszifikációs tábla értékei**

cut value = 0,5		Előrejelzett					
		Tanuló minta			Tesztelő minta		
		nem csődös	csődös	találati arány %	nem csődös	csődös	találati arány %
Megfigyelt	nem csődös	682	5	99,30	275	3	98,90
	csődös	26	1	66,20	11	22	66,70
Teljes minta				95,90			95,50

Forrás: SPSS output, saját számítás

Ha a főkomponensekből álló modell együttthatóinak értékét vizsgáltam, megállapítható volt, hogy a F7 főkomponens nem szignifikáns a modellben (F7 sig.=0,270). Ezt kizárva a bemeneti változókkal újrafutattam az elemzést.

**46. táblázat: A főkomponenseket tartalmazó logisztikus regressziós modell paraméterei**

Változók	Beta regressziós együtttható	Standard hiba	Wald	Sig.	Exp(B)
F1	-2,982	0,608	24,058	0,000	0,051
F2	-1,480	0,475	9,715	0,002	0,228

F3	-2,305	0,508	20,558	0,000	0,100
F4	-0,536	0,250	4,596	0,032	0,585
Változók	Beta regressziós együttható	Standard hiba	Wald	Sig.	Exp(B)
F5	-2,685	0,401	44,905	0,000	0,068
F6	-0,608	0,301	4,076	0,043	0,545
F7	-0,175	0,158	1,214	<b>0,270</b>	0,840
konstans	-4,576	0,538	72,419	0,000	0,010

Forrás: SPSS output, saját számítás

A megfigyelt és becült gyakoriságok eltéréseinek szignifikanciaszint meghatározásához alkalmazott Hosmer–Lemeshow-teszt értéke csökkent 0,515-ről 0,495-re, a Nagelkerke  $R^2$  értéke szerint a 6 főkomponensből álló modell 67,5%-ban magyarázza a fizetéseképtelenséget.

A 6 főkomponensből álló logisztikus regresszió találati értéke 0,5-ös választóvonal esetében, a tanulómintán ugyancsak 95,5% volt, azonban a tesztelőminta esetében az elsőfajú hiba csökkent. A fizetéseképtelen vállalatok helyes besorolási aránya (69,7%) 3 százalékponttal javult azzal, hogy kimaradta a nem szignifikáns forgatókével kapcsolatos főkomponens, teljes minta esetében is javulás volt látható (95,5%-ról a találati érték 96,1%-ra nőtt). Az együtthatók szignifikanciaszintje az 5%-os határ alatt voltak. A cut value módosítására a modell találati értéke romlott az előzőhöz képest.

**47. táblázat: A cut value különböző értékei és a találati arány csak főkomponenseket tartalmazó modell esetében**

cut value	Tanulóminta			Tesztelőminta		
	nem csődös	csődös	teljes	nem csődös	csődös	teljes
0,55	99,60%	61,00%	95,70%	99,30%	63,60%	95,50%
0,50	99,10%	63,60%	95,50%	99,30%	69,70%	96,10%
0,45	98,80%	64,90%	95,40%	98,90%	69,70%	95,80%

Forrás: SPSS output, saját számítás

A továbbiakban azt vizsgáltam meg, hogy a 7 főkomponens és a 38 pénzügyi mutató segítségével milyen modell alakítható ki. Feltételezésem az volt, hogy a főkomponensekkel együtt kialakított logisztikus regressziómodell találati értéke jobb lesz, mint a sima változókat tartalmazó modellté. A továbbiakban ennek a modellnek az értékei kerülnek bemutatásra.

A végső modellt számos kísérlet előzte meg, végül 7 változót tartalmazott, ebből 6 főkomponens és egy sima pénzügyi mutató.

A Cox-Snell  $R^2$  értéke és a Nagelkerke  $R^2$  értékei szerint a modellben szereplő változók jól magyarázzák a független változó varianciáját, az utóbbi értéke alapján 70,2%-ban.

**48. táblázat: A modell magyarázó ereje főkomponens alapú logisztikus regresszió esetében**

Lépés	-2 Log likelihood	Cox – Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
1	185,787 <sup>a</sup>	0,337	0,702
a. Estimation terminated at iteration number 9 because parameter estimates changed by less than ,001.			

Hosmer-Lemeshow-teszt			
Lépés	Chi-square	df	Sig.
1	9,224	8	0,324

Forrás: SPSS output, saját számítás

A klasszifikációs táblázatot vizsgálva (49. táblázat) elmondható, hogy a modell találati aránya a tanulási mintán jobb, mint a főkomponens nélküli modell esetében (95,0%). Ez az eltérés azonban nem jelentős. A tesztlőminta esetében a teljes találati érték 97,1% volt 0,5-ös választóvonal (cut value) esetében. Összehasonlítva a főkomponens nélküli modellel, elmondható, hogy a találati érték javult 0,6 százalékpontot. Ha a cut value 0,5-ös értéknél nagyobb, a vállalatot csődösnek nyilvánítjuk a következő évben, ha ez az érték alatta marad, akkor a vállalat túlélő a következő évben.

**49. táblázat: Főkomponens alapú logisztikus regresszió modell klasszifikációs táblázata**

cut value = 0,5		Előrejelzett					
		Tanulóminta			Tesztlőminta		
		nem csődös	csődös	találati arány %	nem csődös	csődös	találati arány %
Megfigyelt	nem csődös	683	4	99,40	277	1	99,60
	csődös	27	50	64,90	8	21	75,80
Teljes minta				95,90			97,10

Forrás: SPSS output, saját számítás

Amennyiben a választóvonal 0,55 értékű, akkor a modell találati értéke nem jobb mint a 0,5 cut value esetében. A legkisebb elsőfajú hiba 0,50 és 0,40-es választóértéknél sem változik, azonban a teljes minta találati értéke romlik.

**50. táblázat: A cut value különböző értékei és a találati arány**

cut value	Tanuló minta			Tesztlő minta		
	Egészséges	Csődös	Teljes	Egészséges	Csődös	Teljes
0,55	99,40%	62,30%	95,70%	99,60%	69,70%	96,50%
0,50	99,40%	64,90%	95,90%	99,60%	75,80%	97,10%
0,45	98,80%	64,90%	95,40%	98,60%	75,80%	96,10%
0,40	98,50%	67,50%	95,40%	98,20%	75,80%	95,80%

Forrás: SPSS output, saját számítás.

A főkomponensen alapuló végső logisztikus regressziós modell 7 változóból állt, a konstanst kivéve. A változók szignifikanciaértéke a megfelelő határokon belül voltak. Ebben az esetben a modelltől kimaradtak az eladósodottsági mutatókat tartalmazó komponensek. A többszöri futtatások során ennek a főkomponensnek vagy egyedi változónak a szerepeltetése esetében a modell találati értéke fizetésképtelen besorolás esetében nem lépte át a 70%-os találatot. A modellben azonban a működőtőkét tartalmazó komponens is szignifikánsnak bizonyult.

A főkomponenst is tartalmazó modell változói közé bekerült az Altman által használt nettó árbevétel és mérlegfőösszeg aránya pénzügyi mutató.<sup>6</sup>

**51. táblázat: A főkomponensen alapuló logisztikus regressziós modell változói**

Mutató	Induló modellben	Kategória
x1	F1, eszközökkel kapcsolatos főkomponens	főkomponens
x2	F2, likviditás főkomponens	főkomponens
x3	F3, árbevétellel kapcsolatos főkomponens	főkomponens
x4	F5, forgási idők főkomponens	főkomponens
x5	F6, cash flow főkomponens	főkomponens
x6	V11_1 – nettó árbevétel/átlagolt mérlegfőösszeg	hatékonysági
x7	F7, működő tőkével kapcsolatos főkomponens	főkomponens

Forrás: SPSS output

<sup>6</sup> A változó esetében átlagolt mérlegfőösszeg szerepelt.

A végső modellt tartalmazó változók együtthatói és ezek előjelei megegyeztek a várakozásokkal egy mutatót kivéve (53. számú táblázat). Ez a mutató a nettó árbevétel és átlagolt mérlegfőösszeg aránya volt (v6). Ezek alapján az előjel azt sugallja, hogy minél nagyobb a változó értéke, annál nagyobb a csőd veszélye, ez azonban nem lehet igaz. Véleményem szerint ez csak abban az esetben lehetséges, amennyiben a vállalatok követeléseiket nem hajtják be megfelelő időben. Ezért megvizsgáltam a továbbiakban, hogy a követelések aránya a két vállalati csoportban mekkora részt tesz ki az árbevételből. Az adatokat vizsgálva a következő állapítható meg: a csődbe jutott társaságok esetében az átlag kereskedelmi követelés és árbevétel arány 66,3%, míg az egészséges vállalatok esetében ez az arány átlagban csak 18,4 % volt.

**52. táblázat: Kereskedelmi követelés árbevétel aránya**

Kereskedelmi követelés/Árbevétel	Átlagérték
Fizetéképtelen	0,663
Fizetőképes	0,184

Forrás: Saját számítás

Ebből kifolyólag a változó előjelének hatása érthető. A végső modellben a legnagyobb hatással bíró változó az eszközökkel kapcsolatos pénzügyi mutatókat csoportosító főkomponens volt (v1), ezt a forgási sebességet jellemző főkomponens követi. A működőtőkét jellemző főkomponens 5%-os valószínűségi szinten szignifikáns, ennél kisebb értéknél a változó elveszti magyarázó erejét.

**53. táblázat: A főkomponens alapú logisztikus regressziós modell paraméterei**

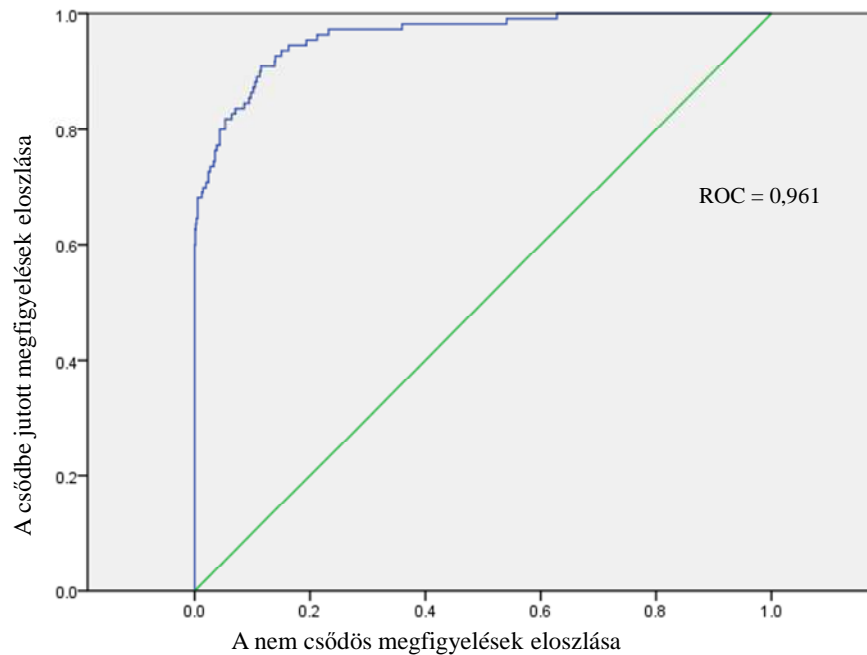
Változók	Beta regressziós együttható	Standard hiba	Wald	Sig.	Exp(B)
x1	-5,037	0,923	29,759	0,000	0,006
x2	-1,708	0,490	12,142	0,000	0,181
x3	-1,419	0,446	10,124	0,001	0,242
x4	-4,084	0,587	48,350	0,000	0,017
x5	-0,848	0,335	6,415	0,011	0,428
x6	2,098	0,480	19,079	0,000	8,149
x7	-0,355	0,168	4,449	0,035	0,701
konstans	-8,713	1,270	47,064	0,000	0,000

Forrás: SPSS output, saját számítás

A végső modell egyenlete a következő:

$$P(\text{csőd}) = \frac{e^{-8,713 - 5,037 \cdot x_1 - 1,708 \cdot x_2 - 1,419 \cdot x_3 - 4,084 \cdot x_4 - 0,848 \cdot x_5 - 2,098 \cdot x_6 - 0,355 \cdot x_7}}{1 + e^{-8,713 - 5,037 \cdot x_1 - 1,708 \cdot x_2 - 1,419 \cdot x_3 - 4,084 \cdot x_4 - 0,848 \cdot x_5 - 2,098 \cdot x_6 - 0,355 \cdot x_7}}$$

A modell találati értékét jellemző ROC-görbe értéke 0,961, az ebből számolt GINI-érték 0,922. Ez az érték kevesebb, mint a neurális hálók esetében, ugyanakkor jobb, mint a főkomponens nélküli logisztikus regresszió modell esetében. Elmondható, hogy a főkomponensen alapuló logisztikus regresszió találati értéke jobb a sima logisztikus regresszió modell esetében, de a tapasztalt javulás a másodfajú hiba besorolásánál javult 1,10%-ról 0,40%-ra.



**12. ábra: A főkomponensen alapuló logisztikus regressziós modell ROC-görbéje**

Forrás: SPSS output, saját számítás

#### 4.4.2. Főkomponens alapú neurális hálómodell

A főkomponensekkel közösen készült neurális hálómodell bemeneti neuronok száma 45 változót tartalmazott (37 pénzügyi mutató és 7 főkomponens). A vizsgálat során a mintát, hasonlóan a többi modell kialakításához, ugyanazon két csoportra osztottam: 71,1% tanulási és 28,9% tesztmintára. A próba futtatások során a háló tervezésénél 1 és 2 köztes réteget vettem figyelembe, eltérő neuronsszámmal.

A tesztelés során azt is megvizsgáltam, hogy csak a főkomponensekből álló modell találati értéke mennyire lesz jobb a többi modellhez képest. A neuronháló felépítése 7 neuront (főkomponens) tartalmazó bemeneti rétegből, 1 rejtett rétegből és 1 kimeneti rétegből állt. A modell találati értéke alulmaradt a sima logisztikus regresszióhoz képest is. A minta teljes találati értéke 95,2%-os, ebből a fizetésképtelen vállalatok találati értéke 63,6%-os volt (12,2 százalékponttal alacsonyabb, mint a logisztikus regresszió).

A továbbiakban a főkomponensek és a többi változó segítségével teszteltem a fizetésképtelenség valószínűségét. A hálózat megtervezésénél egy és két rejtett rétegű hálózatokat teszteltem eltérő neuronsszámmal. Az általam tesztelt eltérő neuronnal rendelkező modellek találati értékeinek az eredményei az 54. számú táblázatban láthatóak. A találati értékek több futtatás eredményeinek az átlagát jelentik.

**54. táblázat: Főkomponensen alapuló neurális hálómodellek átlag találati értékei**

Neuron háló felépítése	A teljes minta találati értékei - átlag	
1 rejtett rétegű	Tanulóminta	96,13%
	Tesztelóminta	96,99%
	1 fajú hiba	24,63%
2 rejtett rétegű	Tanulóminta	95,47%
	Tesztelóminta	96,10%
	1 fajú hiba	29,21%

Forrás: SPSS outputok, saját számítás

A főkomponenseket tartalmazó modell esetében a legnagyobb találati értékkel az egy rejtett rétegű hálók rendelkeztek, ugyanakkor ezen modellek esetében volt a legkisebb az elsőfajú hiba. A két rejtett réteget tartalmazó modellek esetében a legnagyobb találati értékkel a teljes tesztelőminta esetében a 6–4 neuront tartalmazó háló bizonyult. Azonban az elsőfajú hiba nagysága nagyobb volt, mint a többi modell esetében. A próbafuttatások során a legnagyobb relatív fontossággal bíró változók a tartozások aránya az árbevételben, illetve az adósság főkomponens volt.

A végső modell felépítése a következő: bementi réteg 38 pénzügyi mutatót és 7 főkomponenst tartalmazott. A köztes rétegek aktiválási függvénye tangens hiperbolikus, míg a kimeneti réteg aktiválási függvénye softmax típusú volt. A tanítás köteget tanítással történt. A 55. számú táblázat a végső modell találati értékét mutatja be.

**55. táblázat: Főkomponensen alapuló neurális hálómodell klasszifikációs táblázata**

Neuronháló felépítése	Tanulóminta			Tesztelőminta		
	nem csődös	csődös	teljes	nem csődös	csődös	teljes
45-7-2	99,60%	68,80%	96,50%	99,30%	81,80%	97,40%

Forrás: SPSS output, saját számítás

A változók hozzájárulási arányát tekintve megállapítható, hogy a tartozás és árbevétel aránya változó a legfontosabb a két csoport elkülönítésében, hasonlóan a sima neurális hálómodellhez. A végső modell esetében végül egyetlen főkomponens került be, a vállalati cash flow-kat tartalmazó főkomponens.

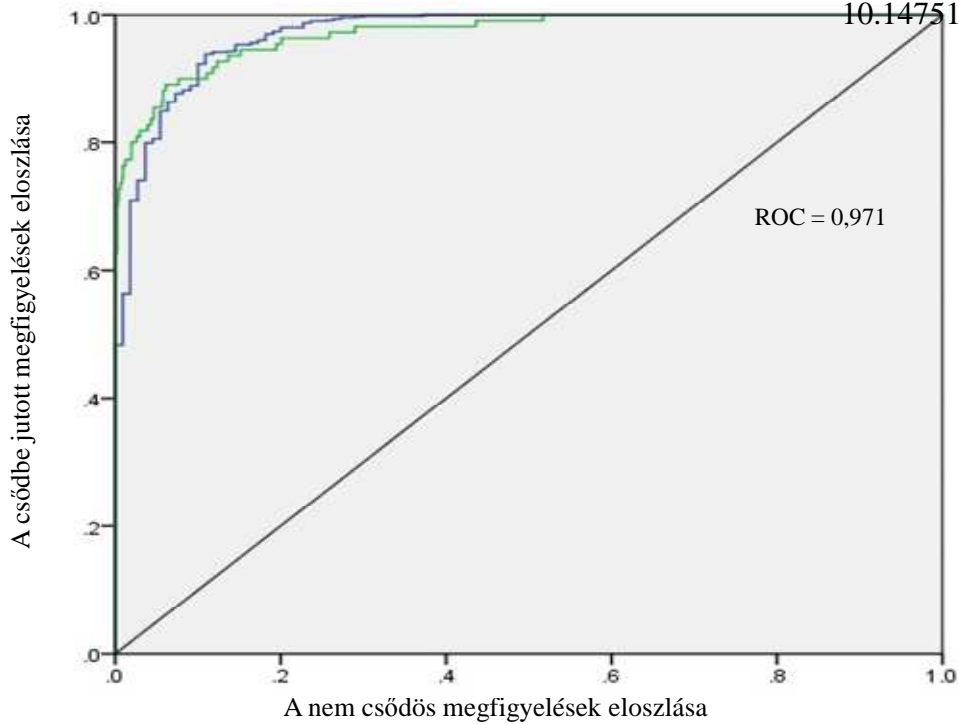
**56. táblázat: Főkomponens alapú neurális hálómodellek változóinak hozzájárulása**

Független változó	relatív fontosság
Kereskedelmi tartozások forgása (v42)	1,00
ROA (v1_1)	0,98
Készletek forgási ideje (v40)	0,89
A tartozások és nettó árbevétel aránya (v50)	0,74
Vevői követelések forgási ideje (v41)	0,63
Befektetett eszközök saját finanszírozása (v25_1)	0,57
Idegentőke-arányos cash flow (v32_1)	0,55
Likviditási ráta (v15)	0,52
F6 – cash flow-főkomponens	0,50

Forrás: SPSS output, saját számítás

A modellben jelentős fontossággal bír a vevői követelések és a készletek forgási ideje. Ezek szerepe azt sugallják, hogy a megyei vállalatok esetében a fizetéseképtelenség becslésénél jelentős szerepet kap a működőtőke-gazdálkodás. Továbbá az adóssági mutatók és a likviditási rátát is fontosnak ítélte a modell.

A találati arány ennél a modellnél a legjobb. A ROC-görbe alatti terület 97,1%, a hozzá tartozó GINI-koefficiens pedig 94,2%. Mindkét érték jónak mondható.



**13. ábra: Főkomponens alapú neurális hálómodell ROC-görbéje**

Forrás: SPSS output

A végső modellek eredményeit az 57. számú táblázat tartalmazza. Az összehasonlítás érdekében a ROC-érték és a Gini-koefficiens értékei is szerepelnek a táblázatban, ugyanakkor tartalmazza a modellekhez tartozó I. és II. fajú hiba találati értékeit. A modellek esetében a választóvonal (cut value) a 0,5-ös érték volt.

**57. táblázat: A végső modellek találati értékei**

	LR-modell		NN-modell		FLR-modell		FNN-modell	
	tanuló-minta	tesztelő-minta	tanuló-minta	tesztelő-minta	tanuló-minta	tesztelő-minta	tanuló-minta	tesztelő-minta
Teljes minta	95,00%	96,50%	95,90%	97,10%	95,90%	97,10%	96,50%	97,40%
ROC értéke	0,954		0,964		0,961		0,971	
Gini-koefficiens	0,908		0,928		0,922		0,942	

	LR-modell		NN-modell		FLR-modell		FNN-modell	
	tanuló-minta	tesztelő-minta	tanuló-minta	tesztelő-minta	tanuló-minta	tesztelő-minta	tanuló-minta	tesztelő-minta
I. fajú hiba	41,60%	24,20%	36,40%	24,20%	35,10%	24,20%	31,20%	18,20%
II. fajú hiba	0,90%	1,10%	0,40%	0,40%	0,60%	0,40%	0,40%	0,70%

Forrás: saját számítások

**Megjegyzés:** LR – logisztikus regressziómodell, NN – neurális hálómodell, FLR – főkomponens alapú logisztikus regressziómodell, FNN – főkomponens alapú neurális hálómodell.

A főkomponens alapú neurális hálómodell esetében az elsőfajú hiba a legalacsonyabb, 18,20%-os. A többi modell esetében az elsőfajú hiba nagysága azonos a tesztelőminta esetében. A másodfajú hiba értékeit vizsgálva megállapítható, hogy a modellek között nem jelentős az eltérés. A modellek ROC-görbe alatti terület értékét figyelembe véve megállapítható, hogy a főkomponens elemzésen alapuló neurális háló teljesít a legjobban, a teljes minta találati értéke a tesztelőmintán 97,40%, ezt a neurális háló követi (97,10%). A főkomponens alapú logisztikus

regresszió ROC-görbe alatti értéke 0,3% százalékponttal tér el a neurális háló értékétől, az eredmény egy kicsit meglepő, mivel azt vártam, hogy a főkomponens alapú modellek találati értéke jobb lesz, mint a sima vállalati pénzügyi mutatókkal számolt modelleké. Az eredményeket vizsgálva kijelenthető, hogy a neurális hálómodellek alkalmazása jobb a logisztikus regresszió modellekénél; azt is hozzá kell tenni, hogy a főkomponenselemzés alkalmazása javítja a modell találati értékét.

Összegzésként a következők állapíthatók meg. A vállalati pénzügyi mutatókat tartalmazó modellek találati értéke alacsonyabb, mint a főkomponenseket is figyelembe vevő modelleké. A főkomponenst is tartalmazó modelleknel megállapítható, hogy a logisztikus regresszió esetében a főkomponens alapú modell felülmúlja a csak pénzügyi mutatókat tartalmazó változók segítségével készített logisztikus regressziós modellt, azonban a csak pénzügyi mutatókat tartalmazó neurális hálómodell találati értékétől elmarad.

E kutatás hozzájárul a romániai vállalati csőd és fizetésképtelenség kutatásához is, kiegészítve ezt a modellek találati értékeinek tesztelésével. A romániai vállalati fizetésképtelenség- és csőd-kutatás az adatokhoz való nehéz hozzáférése miatt még nem jelentős, összehasonlítva a nemzetközi téren megjelent eddigi tanulmányokkal. A hazai kutatások közül Brîndescu és Goleț (2013) tanulmánya tekinthető nagymintás vizsgálatnak. Az általuk felhasznált Temes megyei adatállomány segítségével készült végső modell 5 változót tartalmazott a kezdeti 11-ből. Ebből a vevőállomány forgása változó, hasonlóan a Hargita megyei adatmintához, szintén szerepelt a végső modellben. A szerzők eredményükben kiemelik a kis- és közepes vállalatok esetében a működő tőke fontosságát a fizetésképtelenség előrejelzésénél.

### **A fizetésképtelenség előrejelzésében a pénzügyi mutatók mellett a makrogazdasági és makropénzügyi mutatók javíthatják a modell előrejelző képességét.**

A vállalati fizetésképtelenség- és csőd-kutatás kis részét képezik azok a tanulmányok, amelyek makrogazdasági változók hatását vizsgálják a vállalati csödre. A makrogazdasági és makropénzügyi trendek beépítést javasolják vállalati modellezésében (Hernandez–Wilson, 2013), (Bottazzi et al., 2010), (Hol, 2007). A kutatás során azt is megvizsgáltam, hogy a vállalati csődöt előrejelző modellek javíthatóak makrogazdasági folyamatokat jellemző trendek beépítésével.

A modellalkotásnál a vállalati pénzügyi mutatók mellett teszteltem az országos árbevétel 7 éves trend-merevedését jellemző beta-együtthatót iparági bontásban. Teszteltem ugyanakkor a megyei változatát is ennek a változónak. Mivel a vállalati adatminta esetében nem rendelkeztem információval arról, hogy az árbevétel megyén belül vagy megyén kívülről származik, fontosnak tartottam ennek a változónak is a vizsgálatba való bevonását. Azt feltételeztem, hogy az árbevétel esetében amennyiben az országos trend nem magyarázó változó, akkor a megyei változónak annak kell lennie. A hétéves időszakok iparági trendszámításához felhasznált országos és megyei adatokat a romániai Országos Statisztikai Hivatal és a hazai Pénzügyminisztérium weboldaláról gyűjtöttem be. A hétéves időszak egy felső határ volt az adatok szempontjából. Ennél hosszabb adatsor már nem volt abban az iparági eloszlásban, mint amilyennel a dolgozatban felhasznált megyei adatoknál rendelkeztem. Ugyanakkor a 7 éves időszakot elég hosszúnak ítélt meg, amely már rendelkezhet azzal az információval, amely az adott piac alakulását jellemezni képes. Azt feltételeztem, hogy az árbevétel trendjének a beta értéke ellentétesen hat a csőd valószínűségének bekövetkezésére. Minél jobban nő az árbevétel, annál kisebb a fizetésképtelenség vagy csőd kialakulásának a veszélye. Hasonlóan működik, mint az árbevétel éves növekedési rátája, csak ebben az esetben egy iparágnak a tendenciáját építi be a modellezésbe. Ugyanezen időszakra kiszámoltam az országos és megyei GDP-adatokból a beta együttható értékét. A GDP esetében várható, hogy pozitív teljesítése a



gazdaságnak csökkenti a fizetéseképtelenség kialakulását, ugyanakkor a GDP trendje mint a kínálatot jellemző tényező is alkalmazható a modellben. További magyarázó változónak tekintetem az inflációt és az átlagos vállalati hitelkamatlábát 1 és 5 éves futamidőre. Ez utóbbi esetben a hatást külön teszteltem: elsősorban figyelembe vettem az illető évi kamatlábát, másodsorban számoltam az 5 éves trend értékével is. Az infláció esetében a szakirodalomban megoszló eredmények születtek a fizetéseképtelenség és csőd valószínűségére gyakorolt hatását illetően (Hernandez–Wilson, 2013). Egy része a kutatásoknak negatív kapcsolatot feltételez az infláció és a csőd bekövetkezésének valószínűsége között, amit azzal magyaráznak, hogy a növekvő infláció hatására a befektetők – pénzüik értékvesztését elkerülve – nagyobb kockázatot vállalnak, és szabadon lévő megtakarításaikat befektetik, ennek meg jótékony hatása van (Qu, 2008). A tanulmányok másik része azt feltételezi, hogy az infláció növekedése a gazdaság gyengeségét jellemzi, ami hatással lehet a banki szektorra, ez pedig a vállalati hitelezésre is kihat (Mare, 2013). A hitelkamatláb esetében arra számítottam, hogy a csökkenő trend a vállalatok vállalkozási kedvét javítja, vagy a hitelek alacsonyabb költségen való hozzájárása csökkenti a fizetéseképtelenség vagy csőd valószínűségét. Ezt a feltételezést óvatosan kezeltem, mivel a megyei vállalatok esetében a hosszú távú adósság nem volt jellemző, erre a vállalati pénzügyi mutatók összehasonlításakor derült fény. Ezért teszteltem csak a rövid távú finanszírozás költségével a megyei adatmintán.

A végső adatokat a vállalati pénzügyi mutatókkal együtt felhasználtam újabb modellek tesztelésére.

A logisztikus regresszió esetében már a kialakított pénzügyi mutatókból álló modellhez tettem hozzá a gazdaságot jellemző változókat. A logisztikus regresszió alkalmazása a következő ismérvek mentén történt:

- Az alkalmazott futtatások esetében az ENTER-eljárást alkalmaztam.
- A modell beléptetési kritériuma 5%, a kiléptetési kritérium 10% valószínűségi érték mellett került meghatározásra.
- A teljes minta összetétele ugyanaz, mint a többi modell esetében. A minta 70%-ban tanulási és 30%-ban tesztelőmintára került felosztásra.
- A választóvonal értéke (cut value) 0,5, ezen változtatásával még finomítható a modell.

A logisztikus regresszió futtatását követően a következőket tapasztaltam. Első lépésben, amikor a vállalati pénzügyi mutatókhoz hozzátettem az összes gazdasági (7 új) változót, a modell találati értéke nem változott, ugyanakkor a mutatók nem voltak szignifikánsak. Ezt követően a modellt újra teszteltem, ezúttal azonban egyenként téve hozzá az alapmodellhez. A változók futtatását követően javulást tapasztaltam a modell találati értékét tekintve, de nem minden esetben. A 54. számú táblázat a különböző modellek találati értékét és fontosabb tesztstatisztikáit szemlélteti, összehasonlítva a csak pénzügyi mutatókat tartalmazó alap logisztikus regressziós modellel (modell 1.). Az országos árbevétel-trend és a megyei trend hatásait tartalmazó modellek találati értékei megegyeznek, az alapmodellhez képest 0,30 százalékponttal jobbak. Az országos és megyei GDP-adatok hozzájárulása a modellben szignifikáns, azonban nem javít jelentősen a modell találati értékén, az alapmodell találati értékéhez képest alatta maradt. Hasonló eredményt kaptam az infláció alkalmazásánál is. A 8. számú modell, amely a megyei GDP és árbevétel trendértékeit is tartalmazta 0,5 választóvonal esetében hasonló találati értéket ért el az alapmodellel, azonban 0,55-ös választóvonal esetében a találati érték a neurális hálómodell találati értékével lett egyenlő (97,1% a tesztelőminta esetében). Meg kell jegyezni, hogy a futtatások során nem javult az elsőfajú hiba értéke az alapmodellhez képest egyik modell esetében sem. A hitelkamatlábak változók alkalmazása egyik modell esetében sem volt szignifikáns.

A megyei és országos GDP-trend esetében a találati értékek azért nem térnek el egymástól, mert a megye gazdasági helyzete nem különbözik lényegesen az országostól. Hasonló a helyzet az

országos árbevételből számolt trend és a megyei trendből képzett modellek esetében is. A tapasztalt eltérések nem jelentősek, így kevésbé befolyásolják a modellek találati értékét.

Az infláció mint modellben szereplő változó szignifikáns volt (sig. = 0,003), ugyanakkor az együttható előjele pozitív, ami azt sugallja, hogy a csőd kialakulását erősíti (beta értéke 21,366 volt). Fontosnak tartanám a későbbiekben olyan modellek tesztelését is, amelyeknél az infláció az alapanyagok árszintjének az alakulását veszik figyelembe.

A modellek találati értékénél számolt ROC-görbe alatti terület és az ebből számolt Gini-koefficiens értékeit figyelembe véve az a következtetés vonható le, hogy nagyobb pontossággal rendelkezik a GDP-értékeket figyelembe vevő modell. A 8-as modell ezek alapján gyengébben teljesít, mint a GDP-adatokat tartalmazó modell, azonban 0,4 százalékponttal így is jobbnak minősíthető, mint a sima pénzügyi mutatókból készített logisztikus regressziómodell.

A neurális hálómodellek esetében a próbafuttatások nem jártak jelentős változással, hasonló eredményeket sikerült elérni, mint a főkomponens-alapú neurális hálómodellek esetében. A legjobb találati arányt a két rejtett réteget, rendre 7 és 5 neuront tartalmazó háló volt. Az első fajú hiba értéke 18,2% volt a tesztminta esetében, azonban a ROC-görbe alatti terület 97,2% volt, egy százalékponttal nagyobb, mint a főkomponens alapú neuronháló modellek esetében. A neuronháló-próbafuttatások során a legnagyobb relatív fontosságot a makrogazdasági változók közül, a megyei GDP (0,302) és az infláció érte el (0,347).

58. táblázat: Gazdasági változók hatása a logisztikus regressziós modellre

<i>cut value = 0,5</i>		Modell 0	Modell 1	Modell 2	Modell 3	Modell 4	Modell 5	Modell 6	Modell 7	Modell 8
Változók		5 vállalati pénzügyi mutató	5 vállalati pénzügyi mutató + országos árbevétel-trend	5 vállalati pénzügyi mutató + megyei árbevétel-trend	5 vállalati pénzügyi mutató + infláció	5 vállalati pénzügyi mutató + országos GDP	5 vállalati pénzügyi mutató + megyei GDP	5 vállalati pénzügyi mutató + hitel-kamatláb-trend	5 vállalati pénzügyi mutató + éves hitel-kamatláb	5 vállalati pénzügyi mutató + megyei GDP- és árbevétel-trend
Nagelkerke R <sup>2</sup>		0,683	0,703	0,701	0,702	0,704	0,706	0,702	0,698	0,717
Hosmer–Lemesow-teszt		0,653	0,976	0,603	0,889	0,942	0,938	0,963	0,868	0,843
Tanulóminta	nem csődös	99,10%	99,10%	99,00%	99,00%	99,30%	99,10%	99,30%	99,30%	99,40%
	csődös	58,40%	63,60%	63,60%	62,30%	62,30%	62,30%	61,00%	61,00%	63,60%
	teljes minta	95,00%	95,50%	95,40%	95,30%	95,50%	95,40%	95,40%	95,40%	95,80%
Tesztelőminta	nem csődös	98,90%	99,30%	99,30%	97,80%	98,60%	98,60%	98,60%	98,60%	98,90%
	csődös	75,80%	75,80%	75,80%	75,80%	72,70%	72,70%	72,70%	75,80%	75,80%
	teljes minta	96,50%	<b>96,80%</b>	<b>96,80%</b>	95,50%	95,80%	95,80%	95,80%	96,10%	<b>96,50%</b> <b>97,10%*</b>
ROC		95,40%	95,40%	95,30%	95,70%	<b>96,00%</b>	<b>96,00%</b>	95,90%	95,70%	95,80%
Gini-koefficiens		0,908	0,908	0,906	0,914	<b>0,920</b>	<b>0,920</b>	0,918	0,914	0,916

Forrás: SPSS output, saját számítás

\* A cut value 0,55 értékre való változtatása a teljes minta találati értékét 97,10%-ra javítja

A továbbiakban a makrogazdasági változókat tartalmazó logisztikus regresszió paramétereit ismertetem. Az 59. számú táblázat a modell paramétereinek jellemzőit és a hozzá tartozó Wald-statisztika szignifikanciaszintjét mutatja be.

**59. táblázat: Makrogazdasági változókat tartalmazó logisztikus regressziós modell**

Változók	Beta regressziós együttható	Standard hiba	Wald	Sig.	Exp(B)
x <sub>1</sub>	-18,395	6,844	7,224	0,007	0,000
x <sub>2</sub>	-17,410	5,102	11,643	0,001	0,000
x <sub>3</sub>	-1,487	0,492	9,145	0,002	0,226
x <sub>4</sub>	1,980	0,461	18,472	0,000	7,246
x <sub>5</sub>	0,002	0,001	7,782	0,005	1,002
x <sub>6</sub>	-4,957	2,102	5,560	0,018	0,007
x <sub>7</sub>	-14,029	4,903	8,186	0,004	0,000
konstans	-0,463	0,606	0,584	0,445	0,629

Forrás: SPSS output, saját számítás

A táblázat adatait vizsgálva látható, hogy a változók 5% szignifikanciaszint mellett elfogadhatók, a konstans értéke azonban túllépi a megengedett értéket. A változók előjeleit tekintve a várakozásoknak megfelelően alakultak. A modellben a gazdasági változók esetében a hatás a csőd kialakulására alacsony.

A végső gazdasági jellemzőket is tartalmazó modell formája a következő:

$$P(\text{csőd}) = \frac{e^{-18,395 \cdot x_1 - 17,410 \cdot x_2 - 1,487 \cdot x_3 + 1,980 \cdot x_4 - 0,002 \cdot x_5 - 4,957 \cdot x_6 - 14,209 \cdot x_7}}{1 + e^{-18,395 \cdot x_1 - 17,410 \cdot x_2 - 1,487 \cdot x_3 + 1,980 \cdot x_4 - 0,002 \cdot x_5 - 4,957 \cdot x_6 - 14,209 \cdot x_7}}, \text{ ahol:}$$

- x<sub>1</sub> – ROA
- x<sub>2</sub> – CF/árbevétel
- x<sub>3</sub> – árbevétel növekedési üteme
- x<sub>4</sub> – tartozások/árbevétel
- x<sub>5</sub> – kereskedelmi tartozások forgása
- x<sub>6</sub> – megyei árbevétel-trend
- x<sub>7</sub> – megyei GDP-trend

#### 4.5. Új és újszerű tudományos eredmények

Kutatási eredményeim alapján 4 új, illetve újszerű tudományos eredmény fogalmazható meg:

1. ***A Hargita megyében levő kis- és középvállalkozások mérete nem befolyásolja a várható fizetésképtelenséget, illetve a csőd bekövetkezését. A vállalat mérete nem szignifikáns magyarázó változó a várható csőd kialakulásának szempontjából.***

Ez a feltételezés azon alapszik, hogy a nagy eszközállománnyal rendelkező vállalatok könnyebben jutnak hozzá finanszírozáshoz, illetve a „to big to fail” elv a vállalati szférában is érvényesül. A feltételezés a vizsgálatok során igazolást nyert, tekintettel arra, hogy a méretet jellemző mutatók közül egyik sem került be a végső modellbe. A főkomponenselemzés során a két mutatót már az első fázisban ki kellett ejteni, amikor a kommunalitás értéke nem érte el a 0,25-ös értéket, a méretet jellemző változók egyetlen faktorról sem korreláltak közepesen. Ennek ellenére a méret-változót és a vállalati méretet jellemző főkomponens felhasználtam a logisztikus regressziós modell és neurális hálómodell-alkotás esetében. Az eredményeket vizsgálva azonban megállapítható volt, hogy a méretet jellemző változók nem járulnak hozzá a modell szempontjából a találati érték javításához. Sok esetben a logisztikus regressziós modellnél a méretet jellemző mutatók nem voltak szignifikánsak (csak 10% szignifikanciaszint mellett lehetett volna elfogadni), míg a neurális hálók esetében a változók és a főkomponens relatív fontossága alacsony volt.

A szakirodalomban gyakran vitatott téma, hogy a vállalat mérete befolyásolja-e a fizetésképtelenséget vagy csőd kialakulását. Egyes szerzők szerint a méret és csődbe jutás között a kapcsolat szignifikáns, míg mások szerint nincs köze a méretnek a csőd kialakulásához. Úgy gondolom, hogy a vállalati méret abban az esetben befolyásolhatja a csőd vagy fizetésképtelenség kialakulását, amennyiben a vállalat túlnövi magát a szervezeti felépítésén és nem történik szervezeti átalakítás az új helyzetnek megfelelően. Ugyanakkor a vállalat méretének hatását a csőd kialakulására véleményem szerint külön kell kezelni kis- és középvállalkozások és nagyvállalatok esetében. Azon tanulmányok, amelyek a KKV-szektor fizetésképtelenségét tanulmányozzák, gyakran szignifikáns mutatóknak találják a vállalat méretét. Nagy vállalatok esetében ez kevésbé igaz, mivel méretükből adódóan szigorúbb a felügyelet és a kontroll. A szakirodalmi feldolgozás során, több olyan vizsgálattal is találkoztam, ahol a vállalati minta nem volt elkülönítve – kis- és közepes és nagy vállalatokra –, a szerzők pedig a méret változót szignifikánsnak találtak modelljükben.

2. ***A Hargita megyei kis- és középvállalkozások fizetésképtelenségét a működő tőke menedzsmentje és a hozzá kapcsolódó forgási sebesség mutatók képesek jobban előre jelezni. A megye vállalatainak fizetésképtelensége mögött a körbetartozások húzódnak.***

A kutatás során számos modell futtatását követően az eredmények azt a feltételezésemet igazolták, hogy a megyében bejegyzett és gazdasági tevékenységet folytató vállalatok esetében a csőd kimutatásában a forgási sebességgel kapcsolatos pénzügyi mutatók jelentős szerepet játszanak. A kis- és közepes vállalatok csőd és fizetésképtelenségének modellezésével foglalkozó nemzetközi tanulmányok szerzői hasonlóan vélekednek. Véleményem szerint ehhez az is hozzájárul, hogy a megyei vállalatok az országos vállalatokhoz képest kevésbé finanszírozzák tevékenységüket banki kölcsönrel. A Román Nemzeti Bank adatait vizsgálva jól láthattuk, hogy a vállalati hitelek nagysága a megyében az országos átlagértékek alatt vannak, ugyanakkor az országos hitelállomány nagyságának alig 0,56% tette ki a megyei érték 2015-ben. A megyei vállalati szféra hitelállománya átlagban 4,30%-kal csökkent a vizsgált 2010–2015-ös időszakban, míg az országos átlagértékek 0,50%-kal növekedtek.

A modellek változóinak összetétele és magyarázó ereje is azt a tényt támasztja alá, hogy a forgási sebesség mutatók jelentős magyarázó erővel rendelkeznek a fizetéseképtelenség meghatározásában. A négy modell tesztelésében fontos szerepet játszik a kereskedelmi tartozások forgása, a két neuronháló-modell esetében a modellek relatív fontosságát figyelembe véve mindhárom forgási sebesség megjelenik. A főkomponens elemzésen alapuló logisztikus regresszió esetében a működő tőkével kapcsolatos főkomponens is meghatározó.

Igazolást nyert azon feltételezésem is, miszerint a csőd okát részben a körbetartozás határozza meg. A modellek tesztelése során a nettó árbevétel és átlagolt mérlegfőösszeg változó együtthatója a várthoz képest ellentétes előjelet kapott. Alapos vizsgálat után megállapítható, hogy a fizetéseképtelen vállalatok esetében az árbevétel több mint fele vevői követelésként szerepel a vállalati vagyonban. A fizetéseképtelenséget két évvel megelőzően a vállalatoknál a vevőkövetelés aránya az árbevételeiből 47,37% volt. Egy évvel később az arány tovább romlott, egészen 62,22%-ra. Az egészséges vállalatok esetében ugyanezen időszakot vizsgálva ez az arány javult, 21,59%-ról 20,21%-ra csökkent.

### ***3. A főkomponenselemzés segítségével készült kis- és közepes vállalatok csődjét előrejelző modellek megbízhatóbbak, mint a mutatók egyedi értékeiből képzett modellek.***

A különböző modellek találati értékét, a ROC-görbe alatti terület értékét és a Gini-koefficiensét véve figyelembe, megállapítható, hogy a főkomponenselemzés javít, a modell előrejelző képességén. Az adatokat vizsgálva megállapítható, hogy a legjobban teljesítő modell a főkomponens alapú neurális hálómodell (FNN). Ebben az esetben a teljes minta találati értéke a legjobb (97,40%), ugyanakkor ennél a modellnél a fizetéseképtelen vállalatok helyes besorolása a legmagasabb (81,80%). Meg kell jegyezni azonban, hogy a sima neurális háló ugyanolyan teljesítményt ért el, mint a főkomponens alapú logisztikus regressziós modell. A ROC-görbe alatti terület értékeit és a Gini-koefficiensét vizsgálva azt a következtetést is levonhatjuk, hogy a főkomponenselemzésen alapuló logisztikus regressziómodell gyengébben teljesít, mint a neurális hálózat, az eltérés azonban minimális. A főkomponens alapú modell elkészítése és tesztelése jelentősen több időt vett fel.

A főkomponens alapú neurális hálómodell esetében az elsőfajú hiba a legalacsonyabb, 18,20%. A többi modell esetében az elsőfajú hiba nagysága azonos. A másodfajú hiba esetében a modellek között nem jelentős az eltérés. A modellek ROC-görbe alatti területének értékét figyelembe véve egyértelműen megállapítható, hogy a főkomponens elemzésen alapuló neurális háló teljesít a legjobban (97,1%), ezt a neurális háló követi (96,4%). A főkomponens alapú logisztikus regresszió ROC-görbe alatti értéke 0,3% százalékponttal tér el neurális háló értékétől, az eredmény egy kicsit meglepő, mivel arra számítottam, hogy a főkomponens alapú modellek találati értéke jobb lesz, mint a sima vállalati pénzügyi mutatókkal számolt modelleké. Az eredményeket vizsgálva kijelenthető, hogy a neurális hálómodellek alkalmazása jobb a logisztikus regresszió-modellekénél, s azt is hozzá kell tenni, hogy a főkomponenselemzés alkalmazása javítja a modell találati értékét.

Összegzésként megállapítható, hogy a logisztikus regresszió esetében a főkomponens alapú modell felülmúlja a sima változók segítségével készített modellt, azonban a neurális háló modell találati értékétől elmarad.

### ***4. A csődbejutott kis- és közepes vállalatok előrejelzésében a pénzügyi mutatók mellett a makrogazdasági és makropénzügyi mutatók javíthatják a modell előrejelző képességét.***

A modellalkotásnál a vállalati pénzügyi mutatók mellé az országos iparági árbevételek 7 éves lineáris trendjét jellemző beta-együtthatót vettem alapul. Ennek a változónak elkészítettem a megyei változatát is, abból a megfontolásból, hogy a megyei vállalatok esetében nincsen

információ arról, hogy az árbevétel megyén belülről vagy megyén kívülről származik-e. Így azt feltételeztem, hogy az árbevétel esetében amennyiben az országos trend nem magyarázó változó, akkor a megyei változónak annak kell lennie.

Várakozásaim szerint az árbevétel lineáris függvényének beta-értéke ellentétesen hat a csőd valószínűségének bekövetkezésére. Minél nagyobb a beta értéke, annál kisebb a csődbe jutás kialakulása. Hasonlóan működik, mint az árbevétel éves növekedési rátája, csak ebben az esetben egy iparágnak a tendenciáját építjük be a modellbe.

A logisztikus regresszió esetében már a kialakított pénzügyi mutatókból álló modellhez tettem hozzá a gazdaságot jellemző változókat. A megyei és országos GDP-trend esetében a találati értékek azért nem térnek el egymástól, mivel a megye gazdasági helyzete nem különbözik lényegesen az országostól. Hasonló a helyzet az országos árbevételből számolt trend és a megyei trendből képzett modellek esetében is. A tapasztalt eltérések nem jelentősek, így kevésbé befolyásolják a modellek találati értékét.

A neurális hálómodellek esetében a próbafuttatások nem jártak jelentős változással, hasonló eredményeket sikerült elérni, mint a főkomponens alapú neurális hálómodellek esetében.

A tesztelések során arra a következtetésre jutottam, hogy a makrogazdasági változók beépítése a csődöt előrejelző modellek esetében javítja a minta találati értékét. Azon változók, amelyek szorosan köthetők a vállalatok tevékenységi területéhez (ebben az esetben a megyei gazdasági trendeket jellemző mutatók), nagyobb magyarázó erővel bírnak, mint az országos trendadatok. A neurális háló tesztelések során a találati értékek javultak, azonban a gazdasági mutatók relatív fontossága a modelleken belül nem volt jelentős.

## 5. KÖVETKEZTETÉSEK ÉS JAVASLATOK

A vállalati fizetéseképtelenség és csőd kutatás szakirodalmának feldolgozása és a Hargita megyei vállalati mintán végzett kutatásom során több következtetés és javaslat fogalmazódott meg bennem. A vállalati csőd és fizetéseképtelenség modellezése egyre fontosabbá válik a hitelezőknek, a gazdasági döntéshozóknak és a kereskedelmi partnereknek. A vállalati fizetéseképtelenség kutatása Közép-Kelet-Európában még mindig hiányos, Romániában ez a terület az adatok hiánya miatt kiegészítésre szorul. A csőd kutatás jelentős része a nagyvállalati minták tesztelésével foglalkozik, míg a kis- és közepes vállalatok csődbe jutásának és fizetéseképtelenségének tanulmányozása háttérbe szorul. A vállalati csőd és fizetéseképtelenség kutatásainak jelentős része azzal foglalkozik, hogy melyek azok a pénzügyi mutatók, amelyek segítségével a lehető legnagyobb találati értékkel bíró modellek állíthatók elő (Altman és Hotchkiss, 2006). Ez igaz a romániai csőd kutatásokra is, ugyanakkor meg kell jegyezni azt is, hogy a kis- és közepes vállalatok esetében ezen tanulmányok száma meglehetősen kevés.

A jövőben fontosnak tartom azon vállalati minták tanulmányozását, amelyek összetételében a fizetéseképtelenné vált vállalatok, amelyek utólag sikeres átszervezésen estek át, és a fizetéseképtelenségi eljárást követő harmadik évben is működőképeseek. Ennek kapcsán több kutatandó kérdés vehető fel: milyen pénzügyi mutatók jellemzők a túlélő vállalatokra, milyen pénzügyi változások tapasztalhatóak a sikeresen túlélő és végleg csődbement vállalati minták között; melyek lehetnek azon jellemzők, amelyek a csőd bekövetkezését felgyorsítják. Meggyőződésem, hogy a megyében tevékenykedő vállalatok esetében a döntéseket nem előre megtervezett stratégiák mentén hozzák, hiányzik a pénzügyi tervezés. Ezeknek a hiánya vagy létezése mennyiben befolyásolja a csőd valószínűségének bekövetkezését?

Fontosnak tartom, hogy a szürke zónában lévő vállalatok jellemzőit is vizsgáljam. A szürke zónában lévő vállalatok esetében a pénzügyi mutatók értékei a két csoport között nagyon hasonlóak. Véleményem szerint ezeknek a szétválasztása már összetettebb, bonyolult dinamikus modellezést igényel. A pontos gazdasági és pénzügyi helyzetük meghatározása több adatszükségletet támaszt a kutatás során. Ezek esetében a pénzügyi és gazdaságot jellemző adatokon túl olyan változók beépítését is szükségeltethetik, amelyek a vezetőség, a vezetői döntések hatását is képes megvizsgálni. Úgynevezett szoft-adatok, interjúkból szerzett adatok beépítése fontos többletinformációt hordoz. Vezetői magatartás-típusok felhasználása az előrejelző modellekbe szintén javíthatja a minta szétválasztását, találati értéket. Hasonló kísérletet tett Laitinen és Suvas (2016) szerzőpáros is, akik vezetői és kulturális jellemzőket építettek a vállalati fizetéseképtelenséget előrejelző modellekbe.

Az irodalmi kutatás során számomra egyértelművé vált, hogy egy általános és magas megbízható pontossággal előállított modell megalkotása csak úgy lehetséges, ha a vállalati pénzügyi mutatókon és a gazdasági helyzetet jellemző makrogazdasági, makropénzügyi mutatókon túl további jellemzők is beépülnek a modellbe. A vállalati fizetéseképtelenséget, csődöt számos külső tényező (gazdasági trendek, területi adottságok, stb.) és belső tényező (finanszírozási politika, pénzügyi politika, stratégia kivitelezése stb.) befolyásolja (Katits, 2010). A modellek általánosítása ronthatja az előrejelzés pontosságát. A vállalatok területi eloszlásban való vizsgálata, területi gazdasági mutatók mentén, véleményem szerint jobb és pontosabb eredményekhez vezethet. A területi gazdasági jellemzők esetében fontos olyan változók beépítése a modellbe, amelyek a vállalatok gazdasági tevékenységének függőségét és gazdasági központokhoz való kapcsolódását is magukban foglalják.

Számos kutatás a modellezés során a minta összetételénél nem veszi figyelembe a gazdasági válságokat, sokkhatásokat. Az idősorok beépítése a modellbe fontos és hasznos lehet. Azonban az időtáv hossza és kezdeti időpontja nagyobb körültekintést igényel gazdasági szempontból.



Véleményem szerint a vállalati minta kiválasztása esetében fontos, hogy az adatminta ne törjön meg. Érdeemes lehet különböző modelleket futtatni válság előtti, illetve válság utáni helyzetekre. A kapott eredmények rávilágíthatnak arra, hogy a gazdasági válságok miben és hogyan befolyásolták a kis- és közepes vállalatok fizetéseképtelenné válását. Az előrejelző modellek eltérően viselkedhetnek abban az esetben, ha a vizsgált időintervallumban gazdasági sokkhatások is jelen vannak. Ezeknek a gazdasági sokkhatásoknak eltérő hatása lehet az iparágakra, ezeket pedig figyelembe kell venni.

A fizetéseképtelenséget előrejelző modellek pontossága alulmard gyakran a csődöt előrejelző vállalatokéhoz képest. Ennek az oka a mintában szereplő fizetéseképtelen vállalatok összetételében kell keresni. Habár számos publikáció külön kezeli ezt a fogalmat, kevés leírás születik arról, hogy a mintában szereplő fizetéseképtelen társaságok, miután eljárás indul ellenük – mekkora arányban kerülnek felszámolásra vagy újrászervezésre. Ha a mintában az újrászervezés alá eső vállalatok túlsúlyban vannak, akkor a fizetéseképtelen minta pénzügyi mutatók tekintetében nagyon hasonló lesz az egészséges vállalatokéhoz. Ezért érdemes lehet a fizetéseképtelen vállalati mintát kétfelé osztani: sikeresen túlélőkre és azokra, akik végül csődeljárás alá estek.

A csődelőjelzés pontosságát javíthatná egy olyan változó is, amely a vállalat tevékenységének diverzifikációját is jellemzi, azaz megmutatja, hogy tevékenységét tekintve egy vagy egynél több piacon van jelen, illetve beszállítói minőségben mennyire függ egy adott piactól. Véleményem szerint azon vállalat esetében, amely két szektornál többbe tevékenykedik, kisebb a csődbe jutás kockázata a diverzifikáció miatt. Ehhez azonban szükséges a kérdőíves vizsgálat vállalati szinten.

## 6. ÖSSZEFOGLALÁS

A vállalati csőd és fizetési képtelenség kutatása a bázeli tőkeegyezményt és a pénzügyi, gazdasági válságot követően jelentős figyelmet kapott elméleti és gyakorlati szinten egyaránt. Számos tanulmány látott napvilágot, amelyekben a vállalati fizetési képtelenséget és a csőd kialakulását modellezték pénzügyi mutatók segítségével. Ezek a tanulmányok főleg az Amerikai Egyesült Államokban, Nyugat-Európa országaiban születtek. A kutatások nagy vállalatok és bankok pénzügyi jelentéseire épülnek.

Kevés az olyan tanulmányok száma, amelyek a közép-kelet-európai országok vállalatait vizsgálják, ez különösképpen igaz Románia esetében. Romániában született pénzügyi vonatkozású tanulmányok nagy része makropénzügyi és tőkepiaci irányultságúak, míg a vállalati pénzügyi kutatás háttérbe szorul. A vállalatok pénzügyi kutatásának kevés száma részben abban keresendő, hogy nehéz a pénzügyi jelentéseket beszerezni. A csődkutatás tekintetében az országban született tanulmányok főleg a Román Értéktőzsdén jegyzett vállalati mintákon alapszik, nagyon kevés azon tudományos cikkek száma, amelyek a kis- és közepes vállalatok csőd és fizetési képtelenség kutatásával foglalkozik. Véleményem szerint fontos ezen kutatások elvégzése, mivel a KKV-szektor jelentős részt képvisel az ország gazdaságában, ugyanakkor kevés figyelmet kap a döntéshozók részéről. A vállalati adatokhoz való hozzáférés szabaddá tétele jelentősen segíthet a kutatóknak. A kutatási eredmények közzététele és a csődkutatás eredményei jelentősen segíthetik a döntéshozókat. A jelen disszertáció ezen hiányosságot igyekszik pótolni.

Románia vállalati szektorát a magas arányú fizetési képtelenség jellemzi, hiszen 2014-ben ezer aktív vállalatra 32 fizetési képtelen vállalat jutott. Ezzel az ország közép-kelet-európai viszonylatban a legmagasabb értékkel rendelkezett (Sielewicz, 2015), azonban 2013-hoz képest jelentősen csökkent (2013-ban ezer aktív vállalatra 47 fizetési képtelen vállalat jutott országos szinten). Hargita megyében az országos adatokhoz viszonyítva a fizetési képtelen vállalatok száma ezer aktív vállalatra vetítve magasabb volt (36 fizetési képtelen vállalat jutott ezer aktív vállalatra). A vállalati szektor pénzügyi adatait vizsgálva megállapítható, hogy a növekvő árbevétel ellenére nőtt a követelések behajtásának ideje. A fizetési képtelenséget tekintve a turizmust és a kereskedelmet érintette legjobban a fizetési képtelenség.

A kutatás során felhasznált adatmintát Hargita megyei vállalatainak pénzügyi jelentései képezték 2010–2014-es időszakra. A vállalati adatminta kis és közepes vállalatokat tartalmaz. Ennek oka a törvénykezésben keresendő, mivel a nagy vállalatok Romániában, Bukarestben kötelesek adózni, függetlenül attól, hogy hol folytatnak tevékenységet. A tanulmányozott időszakban, Hargita megyében összesen 1472 vállalatot minősítettek fizetési képtelennek. A végső adatminta 110 csődbe jutott és 965 egészséges vállalatot tartalmazott.

Az adatokat vizsgálva megállapítható, hogy a csődös vállalati mintát az árbevétel lassulása jellemezte a csődöt megelőző időszakban, míg az egészséges vállalatok esetében jelentős növekedés volt tapasztalható. Az árbevétel szempontjából ugyanakkor azt is fontos megvizsgálni, hogy mekkora arányban sikerül ezt pénzzé konvertálni. A mintán az volt tapasztalható, hogy a csődöt két évvel megelőző időszakban a jól teljesítő vállalati minta követeléseinek aránya a teljes árbevételből 21,59%-ot tett ki, míg a csődbe jutott társaságok esetében ez az érték 47,37% volt. A csődbe jutást megelőző évben az értékek romlottak a rosszul teljesítő vállalatok esetében (62,22%-ra nőtt a követelés aránya). Ebből kifolyólag arra is lehetett következtetni, hogy a csődmodellek esetében az általános likviditási mutató nem használható.

A csőd számos esetben a rossz pénzügyi döntések, illetve a túlzott eladósodottság miatt következik be. A megyei vállalatokra ez nem volt jellemző. A Román Nemzeti Bank adatai

alapján a megyében a vállalati hitelek aránya elhanyagolható, ami azt jelenti, hogy a vállalatok döntő többsége rövid távú finanszírozást alkalmaz. Ez a magatartás jellemző a KKV-szektorra. Sok esetben a vállalatnak nincs elég garanciája, eszköze a kölcsön fedezetére. A minta tőkeszerkezetét vizsgálva megállapítható, hogy közel háromnegyede a tartozásoknak mindkét vállalati csoportban rövid távú tartozás volt. A kereskedelmi hitel és más rövid lejáratú források magas aránya a körbetartozások növekedésének és a fizetőképesség romlásának a következménye (Borszéki, 2008).

A vállalati adatmintán logisztikus regresszió és neurális háló módszerével csődmodelleket teszteltem, bemeneti változóként a vállalatok jelentéseiből számolt pénzügyi mutatókat használtam, illetve teszteltem a makrogazdasági és makropénzügyi mutatók hatását is ezekben a modellekben. A pénzügyi mutatókat főkomponensekbe összevonva megvizsgáltam annak a lehetőségét is, hogy az adatredukciós módszer segítségével előrejelezhető a csőd vagy sem, illetve a találati értéke jobbnak bizonyul vagy sem a Hargita megyei KKV-szektoron belül.

A kutatás során a következőket tapasztaltam. A Hargita megye KKV-szektorát a körbetartozás jellemzi, a csőd előrejelzésében a működő tőkével kapcsolatos pénzügyi mutatók fontosak. A csőd előrejelzésében nem tekinthetőek fontos változóknak a likviditási mutatók és a hosszú távú adósságot jellemző pénzügyi mutatók.

A vállalat méretét jellemző mutatók nem voltak szignifikánsak a modellalkotás során, vagy relatív fontosságuk alacsony volt más pénzügyi mutatókhoz képest. Ez annak is tulajdonítható, hogy Hargita megye vállalati szektora méretét tekintve homogén.

A csődöt előrejelző modellek esetében a ROA-mutató gyakran szerepel (Bellovary et al., 2007). Az általam számolt modellek esetében a ROA-mutató azon változata bizonyult jónak, amely az adózási és kamatkifizetés előtti nyereséget (EBIT) veszi figyelembe. A neurális hálók esetében a modellek a működő tőkéhez köthető forgási sebességek mutatóit tartalmazta, de ezek mellett megjelent mint fontos változó a tartozások aránya az árbevételből, pénzáramláshoz köthető pénzügyi mutatók is.

A legnagyobb találati értékkel a főkomponenseket tartalmazó neurális háló bírt, ugyanakkor a megyei adatmintán a két rejtett rétegű hálómodellek jobbnak bizonyultak abban az esetben, ha bemeneti inputként a pénzügyi mutatókat adtam meg.

A makrogazdaságot és makropénzügyi helyzetet jellemző trendek beépítésével is készíthető megbízható modell. A modellalkotásnál fontosabbnak tekinthetőek azon mutatók, amelyek a vállalati tevékenység területi behatárolását veszik figyelembe. Jobbnak bizonyultak azon modellek, ahol a megyei gazdaságot jellemző trendadatokat használtam, szemben az országos adatokkal.

Összegzésként elmondható, hogy Hargita megye KKV-szektorát a körbetartozás jellemzi, ugyanakkor csődmodellek alkalmazása lehetséges, ezek találati értékét tekintve jónak bizonyultak. Ugyanakkor nem lehet egyetlen modellt sem javasolni, amely egyértelműen a leghatékonyabb a csőd előrejelzésében. Nem állt rendelkezésre kellő adatmennyiség ahhoz, hogy iparági vizsgálatot is lehessen végezni. Fontosnak tartom a továbbiakban egy olyan csőd kutatás elvégzését, amely regionális szinten méri fel a vállalati csőd modellezésének eredményeit, hiszen ezek tartalmazhatnak olyan különleges információkat, amelyek segítségével a modellek pontosíthatóak. Azt is meg kell vizsgálni, hogy a fizetésektelen vállalatok, amelyek a végső felszámolástól megmenekültek, miben térnek el a csődbe ment társaiktól. Azonban ehhez jelentősen nagyobb adatbázisra van szükség, amely a megyei adatmintán lényegesen túlmutat.

## SUMMARY

The main theme of the present dissertation is the applicability of bankruptcy models on small and medium sized enterprises (SME) in Harghita County. The research of bankruptcy and financial failure of companies has become a priority following the Basel agreement, as well as the economic and financial crisis. There have been many articles on bankruptcy or financial failure models based on financial ratios of different companies. These articles have been published mainly in the United States of America and Western European countries. The research has mainly focused on the financial reports of big corporate companies and banks.

However, there are few articles dealing with companies of Central and Eastern European (CEE) countries. This is also true about Romania. The vast majority of financial articles from Romania mainly focus on the field of international finance and capital markets. Research of corporate finance has been left aside. This is due to the fact that financial data is hard to get. Researchers can get public financial data only from companies which are listed on the capital market. SME are involved in fewer studies because financial data does not have an open source. Thus, in my opinion, it is very important to study this field because the core of a country's economics is based on SME. Having an open source to this type of information can lead to a growing number of studies in the financial field of SME, including bankruptcy and financial failure, which could help the political decision makers. The present dissertation attempts to compensate this shortcoming.

The Romanian company sector is characterized by a high number of failures among companies as compared to other CEE countries. Based on data from 2014, we have found that 32 out of 1000 active companies are financially distressed. With this number Romania has the highest number of financially distressed companies (Sielewicz, 2015). This number is lower as compared to the data from 2013 when there were number of 47 financially distressed companies. As compared to the data on national level, we can state that the number of financially distressed companies is higher in Harghita County. In 2014 there were 36 financially distressed companies out of 1000 active companies. Following an analysis of the financial data on SME, it can be stated that the company sector has evolved in Harghita County, total sales, as well as the account receivable have increased too. Taking in consideration financial distress, the most affected industries have been tourism and commerce.

The data sample used in the present research is based on the SME financial reports in Harghita County on a period ranging from 2010 to 2014. It must be mentioned that the county has mainly SME, since the law specifies that big companies have to pay taxes in Bucharest even though they do not have activities in the capital city. The number of financially distressed companies in Harghita County in the aforementioned period was 1472, out of which I finally managed to collect 110 bankrupt and 965 non-bankrupt companies.

Following a closer analysis of the financial data, it can be said that before bankruptcy the total sales decreased in the case of the bankrupt group, yet it grew substantially in the case of the healthy group. It must be also studied how the total sales were converted into cash. Data has shown that from the total sales 21.59% was accounts receivable in the case of healthy companies, while the bankrupt sample had a value of 47.37% two years before their bankruptcy. This latter value increased to 62.22% one year before bankruptcy. From this we can deduce that the general liquidity ratio cannot be used in bankruptcy prediction.

Bankruptcy is mainly due to mistaken financial decisions or large debt, though debt is not characteristic for companies in Harghita County. The data provided by the National Bank of Romania has shown that the debt value in Harghita County is smaller as compared to other

counties. This also means that SME finance their activities on short term. This financial behaviour is characteristic mainly to SME. This is because of the lack of guarantees: assets are not enough to assure loans. From the analysis of financial data it can be seen that almost three-quarters of the companies financed their activities on short term. The commercial loan and the high proportion of short term finance are the causes of increasing circular debt and financial failure (Borszéki, 2008).

Based on SME financial data, I tested the bankruptcy with logistic regression and neural network modelling. The input data were the financial ratios and I also tested the accuracy of these models with macroeconomic and macro financial data. Furthermore, I applied principal component analysis, and with the new variables I tested again the accuracy of bankruptcy models on SME in Harghita County.

The results of the research have shown that the bankrupt SME in Harghita County are characterized mainly by circular debt. The prediction in the case of these companies can be made using financial ratios, but working capital ratios are equally important in the prediction (both in logistic- and neural network models). The long term debt ratios and the liquidity ratios cannot be used properly. The long term ratios cannot be used because SME have a short term financial behaviour, which is characteristic mainly for imperfect markets. The size characteristic variables are not useable either. The variables had little impact and they were insignificant in models. This is because the enterprise sector in the county is relatively homogeneous and it is characterized by SME.

In the bankruptcy models, the return on assets is frequently used (Bellovary et al., 2007). In my case, the best fitted model was the EBIT and tax shield corrected return on assets. In the case of neural network models, the most frequent ratios were related to working capital, turn over ratios, but also to the cash flow and debt ratio to the total sale. The higher accuracy was established by the neural network model based on principal component analysis. It must be mentioned that the two hidden layer models had a bigger accuracy as compared to one hidden layer models. Macroeconomic data had an improvement on both models. The best variables were the trend data, based on the 7-year total sales of county industry, and data which represented the economic situation of the county.

To sum up, we could say that the SME in Harghita County are characterized by circular debt, in the same time the bankruptcy prediction can be applied based on financial ratios. I also want to mention that it is important to make further research on bankruptcy which, beside financial ratios, it should contain regional data as well. It is important to study companies which managed to escape bankruptcy and to identify differences which lead to their survival as opposed to companies that went bankrupt. For this more detailed data is needed which is unavailable at present.

## **MELLÉKLETEK**

## IRODALOMJEGYZÉK

1. ADNAN, M. – DAR, A. H. (2006): Predicting corporate bankruptcy: where we stand? *Corporate Governance*, 6 (1), 18–33. p.
2. ALAM, P. – BOOTH, D. – LEE, K. – THORDARSON, T. (2000): The use of fuzzy clustering algorithm and self-organizing neural networks for identifying potentially failing banks: An experimental study. *Expert Systems with Applications*, 18, 185–199. p.
3. ALDERSON, M. BETKER, B. L. (1999): Assessing post bankruptcy performance: An analysis of reorganized firms' cash flows, *Financial Management*, 28, 1–68. p.
4. AGARWAL, V. – TAFFLER, R. (2008): Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models, *Journal of Banking and Finance*, 32. 1541–1551. p.
5. ALTMAN, E. I. (1968): Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *Journal of Finance*, 23(4). 589–609. p.
6. ALTMAN, E. I. – MARCO, G. – VARETTO, F. (1994): Corporate distress diagnosis: comparison using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience), *Journal of Banking and Finance*, 18. 505–529. p.
7. ALTMAN, E. I. – EOM, Y. H. – KIM, D. W. (1995): Failure prediction: evidence from Korea, *Journal of International Financial Management and Accounting*, 6(3). 230–249. p.
8. ALTMAN, E. I. – SAUNDERS, A. (1998): Credit risk measurement: Developments over the last 20 years, *Journal of Banking and Finance*, 21. 1721–1742. p.
9. ALTMAN, E. I. – HOTCHKISS, E. (2006): *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, Wiley, Third edition, 354. p.
10. ALTMAN, E. I. – HALDEMAN R. – NARAYANAN P. (1977): ZETA analysis, a new model for bankruptcy classification, *Journal of Banking and Finance*, 1(1). 29–54. p.
11. ALTMAN, E. I. – SABATO G. (2005): Effects of the new Basel capital accord on bank capital requirements for SMEs, *Journal of Financial Services Research*, 28(1-3). 15–42. p.
12. ALTMAN, E. I. – SABATO, G. – WILSON, N. (2010): The value of non-financial information in SME risk management, *The Journal of Credit Risk*, 6(2). 1–44. p.
13. ARUTYUNJAN ALEX (2002): A mezőgazdasági vállalatok fizetésektelenségének előrejelzése. PHD-értekezés. Szent István Egyetem, Gödöllő.
14. AZIZ, A. – DAR, H. (2006): Predicting corporate bankruptcy: Where we stand? *Corporate Governance*, 6(1). 18–33. p.
15. AZIZ, A.– LAWSON, G (1989): Cash flow reporting and financial distress models: testing of hypotheses. *Financial management*, 18(1). 55–63. p.
16. BACK, B. – LAITINEN, T. – SERE, K. – VAN WEZEL, M. (1996): Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis, and genetic algorithms, *Turku Centre for Computer Science Technical Report* 40. september, 1–18. p.
17. BALCEAN S. – OOGHE H. (2004): Alternative methodologies in studies of business failure: do they produce better results than the classic statistic methods? *Vlerick Leuven Ghent Working Paper Series* 2004/16. Vlerick Leuven Ghent Management School, University of Ghent, Ghent, 40. p.
18. BEAVER, W. (1966): Financial ratios as predictors of failure, empirical research in accounting: selected studies, *Journal of Accounting Research*, Supplement to vol. 5., 1–111. p.
19. BEAVER, W. H. – MCNICHOLS, M. F. – RHIE, J. W. (2005): Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy, *Review of Accounting Studies*, 10. 93–122. p.
20. BELLOVARY, JODY – GIACOMINO, DON – AKERS, MICHAEL (2007): A review of bankruptcy prediction studies: 1930–present, *Journal of Finance Education*, 33. 1–42. p.

21. BERGER, A. N. (2006): Potential Competitive Effects of Basel II on banks in SME credit markets in the United States, *Journal of Financial Services Research*, 29. 5–36. p.
22. BICKERDYKE, I. – LATTIMORE R. – MADGE A. (2000): Business failure and change: an Australian perspective. Productivity Commission Staff Research Paper, Ausinfo, Canberra, 1–192. p.
23. BIS (2001): The internal Rating-Based Approach, supporting document to the New Basel Capital Accord.
24. BIRCEA IOAN (2012): Financial diagnosis of distressed companies, *Procedia Economics and Finance*, 3. 1134–1140. p.
25. BÍRÓ TIBOR – KRESALEK PÉTER – PUCSEK JÓZSEF – SZTANÓ IMRE (2012): Vállalkozások tevékenységének komplex elemzése, Budapest: Perfekt Kiadó, 258. p.
26. BLANCO, A. – IRIMIA, A. – DOLEROS, M.O. (2012): The prediction of bankruptcy of small firms in the UK using logistic regression, *Análisis Financiero*, 118. 32–40. p.
27. BLUM, M. (1974): Failing company discriminant analysis, *Journal of Accounting Research*, 12(1). spring, 1–25. p.
28. BODA GYÖRGY – SZLÁVIK PÉTER (1999): Vezetői kontrolling, Budapest: KJK Kerszöv, 315. p.
29. BODA GYÖRGY – SZLÁVIK PÉTER (2001): Kontrolling rendszerek tervezése, Budapest: KJK Kerszöv Jogi és Üzleti Kiadó Kft., 498. p.
30. BORSZÉKI ÉVA (2000): Pénzügytan I. Egyetemi jegyzet, Szent István Egyetem, Gödöllő.
31. BORSZÉKI ÉVA (2008): A jövedelmezőség és a tőkeszerkezet összefüggései a vállalkozásoknál, *Bulletin of the Szent István University*, special issue, part. 2, 391–401. p.
32. BOTTAZZI, G. – GRAZZI, M. – SECCHI, A. – TAMAGNI, F. (2010): Financial and economic determinants of firm default, *FINNIV Discussion Paper*, 1–29. p.
33. BREALEY A. RICHARD – MYERS C. STEWART (1999): Modern vállalati pénzügyek, Budapest: Panem Kiadó, 1176. p.
34. BREALEY A. RICHARD – MYERS C. STEWART – ALLEN FRANKLIN (2011): Principles of corporate finance, McGraw - Hill Irvin, 10th edition, 969. p.
35. BRÎNDESCU DANIEL – GOLEȚ IONUȚ (2013): Prediction of corporate bankruptcy in Romania through the use of logistic regression, *The Annals of the University of Oradea*, Economic Sciences TOM XXII, July, 976–986. p.
36. BURNS, ROBERT – BURNS, RICHARD (2009): Business Research Methods and Statistics using SPSS, SAGE Publications Ltd., 537. p.
37. CIMPOERU SMARANDA (2014): Scoring functions and bankruptcy prediction models – case study for Romanian companies, *Procedia Economics and Finance*, 10, 217–226. p.
38. CHARALAMBOUS, C. – CHARITOU, A. – KAOUROU, F. (2001): Comparative Analysis of artificial neural network models: application in bankruptcy prediction, *Annals of Operations Research*, 99. 403–425. p.
39. CHEN, K. H. – SHIMERDA, T. A. (1981): An empirical analysis of useful financial ratios, *Financial Management*, 10(1). Spring, 51–60. p.
40. CHEN, M. Y. (2011): Bankruptcy prediction in firms with statistical and intelligent techniques and comparison of evolutionary computation approaches, *Comput. Math. Appl.* 62. 4514–4524. p.
41. CHUDSON, W. (1945): The pattern of corporate financial structure. New York: *National Bureau of Economic Research* in Bellovary, Jody – Giacomino, Don – Akers, Michael (2007): *A review of bankruptcy prediction studies: 1930–present*, *Journal of Finance Education*, 33. 1–42. p.
42. COATS, P. – FANT, L. (1992): A neural network approach to forecasting financial distress, *The Journal of Business Forecasting Methods and Systems*, 10(4)., 9–12 p.
43. COFACE (2013): Studiu privind situația insolvențelor din România pentru anul 2013 (Fizetesképtelen vállalatok helyzete Romániában, 2013-as éves jelentés), online:



- <http://www.coface.ro/Stiri-Publicatii/Publicatii/Studiu-privind-situatia-insolventelor-din-Romania-pentru-anul-2013>, lekérdezés időpontja: 2015. szeptember 20.
44. COFACE (2015): Studiu insolvențelor semestrul 1, 2015 (Fizetéképtelen vállalatok helyzete Romániában, 2015. év, első félév), online: <http://www.coface.ro/Stiri-Publicatii/Publicatii/Studiu-Insolventelor-Semestrul-1-2015>, lekérdezés időpontja: 2015. szeptember 20.
  45. CONSTAND, L. R. – YAZDIPOUR, R. (2011): Firm failure prediction models: a critique and a review of recent developments, *Advances in Entrepreneurial Finance: With Applications from behavioral Finance and Economics*, Springer Science and Business Media, 185–204. p.
  46. CRUTZEN, N. – VAN CAILLIE, D. (2007): The business failure process: towards and integrative model of the literature, EIASM workshop on Default Risk and Financial Distress, Rennes (France). In Jaroslaw Ropega (2011): *The reasons and symptoms of failure in SME*, International Advanced Economic Results, 17. 476–483. p.
  47. CYBINSKI, P. (2000): The path to failure: where are bankruptcy studies at now, *Journal of Business and Management*, 7(1). 11–39. p. In Balcean – Ooghe (2014): Alternative methodologies in studies of business failure: do they produce better results than the classic statistic methods? *Vlerick Leuven Ghent Working Paper Series 2004/16*. Vlerick Leuven Ghent Management School, University of Ghent, Ghent, 40. p.
  48. DAMODARAN, A. (2006): A befektetések értékelése. Módszerek és eljárások, Budapest: Panem Kiadó, 1065. p.
  49. DAUBIE, M – MESKENS, N. (2002): Business failure prediction: a review and analysis of the literature, Working paper, Department of production and Operations Management, Catholic University of Mons, Belgium, 1–15. p.
  50. DEAKIN, E. B. (1972): A discriminant analysis of predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, no. 10.
  51. DEAKIN, E. (1977): Business failure prediction: an empirical analysis. In Altman, E. I. – Sametz, A. W. *Financial crisis, institutions and markets in fragile environment* New York: Wiley.
  52. DELINÉ DR. PÁLINKÓ ÉVA (2002): A csőd és csődelkerülő eljárás pénzügyi kérdései, PhD értekezés, Budapesti Műszaki és gazdaságtudományi Egyetem, 2002, Budapest.
  53. DEWAELEHEYN, N. – VAN HULLE, C. (2008): Legal reform and aggregate small and micro business bankruptcy rates: evidence from the 1997 Belgian bankruptcy code, *Small Business Economics*, 3. 409–424. p.
  54. DIMITRAS, A. I. – SLOWINSKI, R. SUSMAGA – ZOUPOUNIDIS, C (1999): Business failure prediction using rough sets, *European Journal of Operation Research*, 114(2), 263–280. p.
  55. DOUMPOS, M. – ZOPOUDINIS, C. (1999): A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece, *Multinational Finance Journal*, 3.(2), 71–101. p.
  56. DWYER, M. (1992): A comparison of statistical techniques and artificial neural network models in corporate bankruptcy prediction, Ph.D. dissertation, University of Wisconsin-Madison.
  57. ENGELMAN, B. – HAYDEN, E. – TASCHE, D. (2003): Measuring the discriminant power of rating systems. Discussion Paper Series no. 2. Frankfurt: Banking and Financing Supervision, Deutsche Bundesbank. In KRISTÓF Tamás – VIRÁG Miklós (2012): Data reduction and univariate splitting – do they together provide better corporate bankruptcy prediction?, *Acta Oeconomica*, 62(2). 20–27. p. DOI: 10. 1556 / AOecon. 62.2012.2.4.
  58. EUROPEAN COMMISSION (2013): Enterprise and Industry, 2013 SBA Fact sheet, [http://ec.europa.eu / enterprise / policies / sme / facts - figures - analysis / performance - review / files / countries - sheets / 2013 / romania\\_en.pdf](http://ec.europa.eu / enterprise / policies / sme / facts - figures - analysis / performance - review / files / countries - sheets / 2013 / romania_en.pdf), lekérdezés időpontja: 2014 augusztus 14.

59. FABOZZI, J. F. – PETERSON, P. P. (2003): Financial management and analysis, Wiley Inc., second edition. 1024. p.
60. FAZEKAS ISTVÁN (2013): Neurális hálózatok, Debreceni Egyetem, Informatikai Kar, Debrecen, elektronikus könyv.
61. FITZPATRICK, P. (1932): A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. The Accountants' Publishing Company, Washington.
62. FITZPATRICK, P. (1934): Transitional stages of business failure, *The Accounting Review*, 9(4). 337–340. p.
63. FULMER, J. G. - MOON, J. - GAVIN, T. - ERWIN, M. (1984): A bankruptcy classification model for small firms, *Journal of Commercial Bank Lending*, July 1984, 25–37. p.
64. GALLIZO, J. L. – SALVADOR, M. (2003): Understanding the behavior of financial ratios: the adjustment process, *Journal of Economics and Business*, 55. 267–283. p.
65. GARCÍA, P. M. – SANGUINETTI, M. J.S. (2014): Are there alternatives to bankruptcy? A study of small business distress in Spain, *SERIEs*, 5. 287–332. p.
66. GILBERT, L. – MENON, K. – SCHWARTZ, K. (1990): Predicting bankruptcy for firms in financial distress, *Journal of Business Finance and Accounting*, 17. 161–171. p.
67. GOLEȚ, IONUȚ (2014): Symmetric and asymmetric binary choice models for corporate bankruptcy, *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 124. 282–291. p.
68. GOMBOLA, M. J. – HASKINS, M. E. – KETZ, J. E. – WILLIAMS, D. D. (1987): Cash flow in bankruptcy prediction, *Financial Management*, 16(4). 55–65. p.
69. GOYAL, A. – KAHL, M. – TOROUS, W. N. (2003): The long-run stock performance of financially distressed firms: an empirical investigation, working paper, Emory University and UCLA. In ALTMAN, E. I. – HOTCHKISS, E. (2006): Corporate Financial Distress and Bankruptcy, Wiley, Third edition, 354. p.
70. GUAN, Q. (1993): Development of optimal network structures for back-propagation-trained neural networks, *Phd. Dissertation, University of Minnesota*. In Bellovary, Jody – Giacomino, Don – Akers, Michael (2007): *A review of bankruptcy prediction studies: 1930–present*, Journal of Finance Education, 33. 1–42. p.
71. GUDA, I. (2015): Románia insolvente (Fizetésképtelenség Romániában), COFACE, 1–20. p.
72. GUPTA, J. – GREGORIOU, A. – HEALY, J. (2014): Forecasting bankruptcy for SMEs using hazard function: To what extent does size matter? *Review of Quantitative Finance and Accountings*, 1–25. p., DOI 10.1007/s11156-014-0458-0.
73. GUTIÉRREZ, C. L. – OLALLA, M. G. – OLMO, B. T. (2009): The influence of bankruptcy law on equity value of financially distressed firms: A European comparative analysis, *International Review of Law and Economics*, 29. 229–243. p.
74. HAJDU OTTÓ (2003): Többváltozós statisztikai számítások, KSH, Budapest.
75. HAJDU OTTÓ (2004): A csődesemény logit regressziójának kismintás problémái. *Statisztikai Szemle*, 82(4). 392–422. p.
76. HÁMORI GÁBOR (2001): A fizetésképtelenség előrejelzése logit-modellel, *Bankszemle*, 45 (1-2), 65–87. p.
77. HARRISON, W. T – HORNGREN, C.T. – WILLIAM, C.T. (2010): Financial accounting, 8th edition, Prentice Hall, 885. p.
78. HEFFERNAN, S. (2005): Modern banking, Wiley, 736. p.
79. HERNANDEZ, M. T. – WILSON, N. (2013): Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomics variables, *International Review of Financial Analysis*, 30. 394–419. p.
80. HETYEI J. (szerk.) (1999): Vállalatirányítási információs rendszerek Magyarországon, ComputerBooks Kiadó, Budapest, 517 p. In SZALAY ZSIGMOND GÁBOR (2009): *Menedzsment információs rendszerek gazdasági elemzése*, PhD-értekezés, Szent István Egyetem, Gazdálkodás- és Szervezéstudományi Doktori Iskola, Gödöllő.

81. HITCHNER, J.R. (2003): Financial valuation. Applications and models. Wiley, 1058. p.
82. HOL, S. (2007): The influence of the business cycle on bankruptcy probability, *International Transactions in Operational Research*, 14(4), 573–593. p.
83. HORRIGAN, J. O. (1968): A short history of financial ratio analysis. *The Accounting Review*, 43. 284–294. p.
84. HOTCHKISS, E. S. (1995): Postbankruptcy performance and management turnover, *Journal of Finance*, 50, 3–21. p.
85. HUAIYU, W. (2006): An international comparison of insolvency laws, OECD report, online: [www.oecd.org/daf/corporate-affairs/](http://www.oecd.org/daf/corporate-affairs/), lekérdezés időpontja: 2015. szeptember 27.
86. HUANG, W. Y. – LIPPMANN, R. P. (1987): Comparison between neural net and conventional classifiers, *IEEE First International Conference on Neural Networks*, 4. 485–493. p. in ZHANG, G. – HU, Y. M. – PATUWO, B. E. – INDRO, D. C. (1997): *Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis*, *European Journal of Operational Research*, 116. 16–32. p.
87. HUDSON, J. (1987): The age, regional and industrial structure of company liquidations, *Journal of Business Finance and Accounting*, 14(2), 199–213 p.
88. IMREH BALÁZS (2008): BÁZEL II. definíciókon alapuló nemfizetés-előrejelzési modellek Magyarországi vállalati mintán (2002-2006), PhD-értekezés, Miskolci Egyetem, Gazdasági Tudományi Kar, Vállalkozáselmélet és gyakorlat PHD.-program.
89. J. DE ANDRÉS – LORCA, P. – JAVIER DE COS JUEZ, F. – SÁNCHEZ-LASHERAS, F. (2011): Bankruptcy forecasting: A hybrid approach using Fuzzy c-means clustering and Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), *Expert System with Applications*, 38. 1866–1875. p.
90. JACOBS O. H. – OSTREICHER J. (2000): Az éves beszámoló elemzése, mint a tervezés és a döntés-előkészítés eszköz. Budapest: Kossuth Kiadó, 223. p.
91. DU JARDIN, P. – SEVERIN, E. (2011): Predicting corporate bankruptcy using a self organizing map: An empirical study to improve the forecasting horizon of a financial failure model, *Decision Support Systems*, 51. 701–711. p.
92. JO, H. I. – LEE, H. (1997): Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis, *Expert System with Applications*, 13(2). 97-108. p. in Bellovary et al. 2007.
93. JONES, F. (1987): Current techniques in bankruptcy prediction. *Journal of Accounting Literature*, 6. 131–164. p.
94. JONES, S. – HENSHER, D. (2004): Predicting firm financial distress: a mixed logit model, *The Accounting Review no. 79*(4). 1011–1038. p.
95. JOVANOVIĆ, B. (1982): Selection and the evolution of industry, *Econometrica*, 50(3). 649-670. p. In Rommer, A. D. (2005): *Accounting-based credit-scoring models: econometric investigations*, Centre for Applied Microeconometrics, Institute of Economics, University of Copenhagen, PhD. Thesis.
96. KALAK, I. E. – HUDSON, R. (2016): The effect of size on the failure probabilities of SMEs: An empirical study on the US market using discrete hazard model, *International Review of Financial Analysis*, no. 43, pp.135–145.
97. KAPLAN, S. – STEIN, J. (1993): The evolution of buyout pricing and financial structure in the 1980s, *The Quarterly Journal of Economics*, May, 313–357. pp.
98. KARAS M. – REŽŇÁKOVÁ, M. (2013): Bankruptcy prediction model of industrial enterprises in the Czech Republic, *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*, 5(7). 519–531. p.
99. KATITS ETELKA (2010): A vállalati válság pénzügyi menedzselése – Teória és praxis, Budapest: Saldo Kiadó, 508. p.
100. KEASSEY, K. – WATSON, R. (1991): Financial distress models: a review of their usefulness, *British Journal of Management*, 2(2). 89–102. p.

101. KIRKOS, E. (2015): Assessing methodologies for intelligent bankruptcy prediction, *Artificial Intelligence Review*, 43. 83-123. p.
102. KOLARI, J. W – CHARLES, O. – SHIN, H. G. (2006): Assessing the profitability and riskiness of small businesses lenders in the banking industry, *Journal of Entrepreneurial Finance*, 11(2). 1–26. p.
103. KLOPCHENKO, A. T. – EKLUND, B. – BACK, J. – KARLSSON, H. V. – VISA, A. (2004): Combining data and text mining techniques for analyzing financial reports, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance, and Management*, 12(1).29–41. p.
104. KOROL, T. – KORODI, A (2011): An evaluation of effectiveness of Fuzzy logic model in predicting the business bankruptcy, *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 3. 92–107. p.
105. KOROL, T. – PRUSAK, B. (2005): Upadłość przedsiębiorstw a wykorzystanie sztucznej inteligencji. Warszawa: Wyd. CeDeWu Sp. z o.o. In Jaroslaw Ropega (2011): *The reasons and symptoms of failure in SME*, *International Advanced Economic Results*, 17. 476–483. p.
106. KOTORMÁN ANNAMÁRIA (2009): A mezőgazdasági vállalkozások felszámolásához vezető okok elemzése. PhD-értekezés. Debrecen. Debreceni Egyetem, Ihrig Károly Gazdálkodás- és Szervezéstudományok Doktori Iskola.
107. KOVÁCS Á. E. (2009): Vállalati menedzsment információs rendszerek fejlesztése a gabonaiiparban, PHD-értekezés. Szent István Egyetem, Gödöllő.
108. KOVÁCS Erzsébet (2011): Pénzügyi adatok statisztikai elemzése, Egyetemi tankönyv, Budapest: Tanszék Kft. 228. p.
109. KRISTÓF TAMÁS (2005): A csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerei és empirikus vizsgálata, *Statisztikai Szemle*, 83(9). 841–863. p.
110. KRISTÓF TAMÁS (2008): Gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzése. PhD-értekezés. Budapesti Corvinus Egyetem Gazdálkodástani Doktori Iskola, Budapest.
111. KUMAR, K. – HILLEGERSBERG, J. (2000): ERP experiences and evolution, *Communications of the ACM* 43(4) 23–26. p. In Szalay Zsigmond Gábor (2009): *Menedzsment információs rendszerek gazdasági elemzése*, PhD-értekezés Szent István Egyetem, Gazdálkodás- és Szervezéstudományi Doktori Iskola, Gödöllő.
112. LAÁB ÁGNES (1998): Pénzügyi számvitel menedzsereknek, Budapest: Kossuth Kiadó, 173. p.
113. LAITINEN, E. K. (1993): Financial predictors for different phases of the failure process, *Omega*, *International Journal of Management Sciences*, 21(2). 215–228. p.
114. LAITINEN, E. K. – LAITINEN, T. (2000): Bankruptcy prediction. Application of the Taylor's expansion in logistic regression, *International Review of Financial Analysis*, 9. 327–349. p.
115. LAITINEN, E. K. (2011): Assessing viability of Finnish reorganization and bankruptcy firms, *European Journal of Law and Economics*, 31. 167–198. p.
116. LAITINEN, E. K. – SUVAS, A. (2016): Financial distress prediction in an international context: Moderating effects of Hofstede's original cultural dimensions, *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 9. 98–118. p.
117. LAM, M (2004): Neural network techniques for financial performance prediction: integrating fundamental and technical analysis, *Decision Support Systems*, 37. 567–581. p.
118. LIGETI SÁNDOR – SULYOK-PAP MÁRTA (Szerk.) (1998): Banküzemtan, Budapest: Tanszék Pénzügyi Tanácsadó és Szolgáltató Kft. p. 348.
119. LIZAL, L. (2005): Determinants of financial distress: What drives bankruptcy in a transition economy? The Czech Republic case. Center for Economic Research and Graduate Education and Economics Institute, Prague.

120. LIZAL, L. – SCHWARZ, J. (2012): Financial distress: Firms before and after the 2008 crisis, Czech National Bank and CERGE-EI, FINNOV, February 2012, 1–25. p.
121. LEE, K. C. – I. HAN – Y. KWON (1996): Hybrid neural network models for bankruptcy predictions, *Decision Support Systems*, 18(1). 63–72. p.
122. LEE, K. – BOOTH, D. – ALAM, P. (2005): A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of Korean firms, *Expert System Application*, 29. 1–16. p.
123. LEE, S. – CHOI, W. S. (2013): A multi-industry bankruptcy prediction model using back-propagation neural network and multivariate discriminant analysis, *IEExpert System with Applications*, 40. 2941–2946. p.
124. LO, A. W. (1986): Logit versus discriminant analysis. A specification test and application to corporate bankruptcies, *Journal of Econometrics*, 31. 151–178. p.
125. MAGNUSSON, C. – A. ARPPE, T. – EKLUND, B. – BACK, H. V. – VISA, A. (2005): The language of quarterly reports as an indicator of change in the company's financial status, *Information and Management*, 42(2). 561–574. p.
126. MARE, D. (2013): Contribution of macroeconomic factors to the prediction of small bank failures, paper presented at 4<sup>th</sup> International IFABS Conference, Valencia, Spain, 18/06/12–20/06/12. Elérhető: [ssrn.com/abstract=2020029](http://ssrn.com/abstract=2020029), lekérdezés időpontja: 2015. szeptember 16.
127. MATTHEWS, K. – THOMPSON, J. (2005): The economics of banking, Wiley, 257. p.
128. MESSIER, JR, W. – HANSEN, J. (1988): Inducing rules for expert system development: An example using default and bankruptcy data, *Management Science*, 34(12). 1403–1415. p.
129. NEOPHYTOU, E. – CHARITOU, A. – CHARALAMBOUS, C. (2001): Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK, Working paper, University of Southampton, Department of Accounting and Management Science, 1–29. p.
130. NOSZKAY ERZSÉBET (2002), A válságmenedzsment és hazai gyakorlata, Szent István Egyetem Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar, Vezető- és Továbbképző Intézet, Gödöllő.
131. OHLSON, J. (1980): Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, *Journal of accounting Research*, 18(1). 109–131. p.
132. OOGHE, H. – SPAENJERS, C. (2010): A note on performance measures for business failure prediction models, *Applied Economics Letters*, 17. 67–70. p.
133. ORAVECZ BEATRIX (2007): Credit scoring modellek és teljesítményük értékelése, *Hitelintézeti Szemle*, 6., 607–627. p.
134. PAKES, A. – ERICSSON, R. (1998): Empirical implications of alternative models of firm dynamics, *Journal of Economic Theory*, 79. 1–45. p. In ROMMER, A. D. (2005): Accounting-based credit-scoring models: econometric investigations, Centre for Applied Microeconometrics, Institute of Economics, University of Copenhagen, PhD. Thesis.
135. PEREZ, M. (2006): Artificial Neural Network and bankruptcy forecasting: a state of the art, *Neural Comput. Appl.* 15. 154–163. p.
136. PLATTS, K. – GREGORY, M. – NEELY, A. (1995): Performance Measurement System Design. A literature review and research agenda, *International Journal of Operation & Production Management*, 15(4). 80–116 p., In Virág et al. (2013): Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés, válságkezelés, Kossuth Kiadó, Budapest.
137. POSTON, K. M. – HARMON, W. K. – GRAMLICH, J. D. (1994): A test of financial ratios as predictors of turnaround versus failure among financially distressed firms, *Journal of Applied Business Research*, 10(1). 41–56. p.
138. PREMACHANDRA, I. M. – BHABRA, G. S. – SUEYOSHI, T. (2009): DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique, *European Journal of Operational Research*, 193. 412–424. p.

139. QU, Y. (2008): Macroeconomic factors and probability of default. *European Journal of Economics, Finance and Administration Sciences*, 192–215. p.
140. RAGHUPATHI, W. – SCHAKADE, L. – Raju, B. (1993): A neural network approach to bankruptcy prediction, *Neural Network sin Finance and Investing: Using Artificial Intelligence to Improve Real-World Performance*, R. Trippi and E. Turban (eds.). Chicago, IL: Probus Publishing Co. In Bellovary, Jody – Giacomino, Don – Akers, Michael (2007): *A review of bankruptcy prediction studies: 1930–present*, *Journal of Finance Education*, 33. 1–42. p.
141. RAMANATHAN, RAMU (2003): Bevezetés az ökonometriába–alkalmazásokkal, Budapest: Panem Kiadó, 712. p.
142. RAVI KUMAR P. – RAVI, V. (2007): Bankruptcy prediction in firms and banks via statistical and intelligent techniques – a review, *European Journal of Operation Res.*, 180. 1–28. p.
143. ROMMER, A. D. (2005): Accounting-based credit-scoring models: econometric investigations, Centre for Applied Microeconometrics, Institute of Economics, University of Copenhagen, PhD. Thesis.
144. ROPEGA, J. (2011): The reasons and symptoms of failure in SME, *International Advanced Economic Results*, 17. 476–483. p.
145. ROSS, S. A. – WESTERFIELD, R. W. – JORDAN, B. D. (2003): *Fundamentals of corporate finance* (6th ed.). New York: McGraw-Hill, 971. p.
146. RUIVO, PEDRO – OLIVIERA, TIAGO – NETO MIGUEL (2015): Using resource-based view theory to assess the value of ERP commercial-packages in SMEs, *Computers in industry*, 73. 105–116. p.
147. SAJTOS LÁSZLÓ – MITEV ARIEL (2007): SPSS kutatási és adatelemzési kézikönyv, Budapest: Alinea Kiadó, 402. p.
148. SALMI, T. – VIRTANEN, I. – YLLI-OLLI, P. (1990): On the classification of financial ratios, *Acta Wasaensia*, No. 25, *Business administration* no. 9, Accounting and finance, Universitas Wasaensis, Vaasa.
149. SALMI T. – ROY D. – MARTTI L. – ARTO L. (1988): Financial ratios as predictors of firms' industry branch, *The Finnish Journal of Business Economics*, 37. 263–277. p.
150. SHACHMUROVE, Y. (2002): Applying artificial neural networks to business, economics and finance. Working paper, no. 02-08, *Center for Analytic Research in Economics and the Social Sciences (CARESS)*, University of Pennsylvania, USA, 1–47. p. In BALCEAN S. – OOGHE H. (2004): Alternative methodologies in studies of business failure: do they produce better results than the classic statistic methods? *Vlerick Leuven Ghent Working Paper Series* 2004/16. Vlerick Leuven Ghent Management School, University of Ghent, Ghent, 40. p.
151. SHIRATA, Y. C. – TAKEUCHI, H. – OGINO, S. – WATANABE, H. (2011): Extracting key phrases as predictors of corporate bankruptcy: empirical analysis of annual reports by text mining, *Journal of emerging technologies in accounting*, 8. 31–44. p.
152. SHUMWAY T. (2001): Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *Journal of Business*, 74. 101–124. p.
153. SLAVICI, T. – MARIS, S. – PIRTEA, M. (2015): Usage of artificial neural networks for optimal bankruptcy forecasting. Case study: European small manufacturing enterprises, *Qual Quant*, DOI 10.1007/s11135-014-0154-0
154. SIELEWICZ, GRZEGORZ (2015): Insolvencies in Central and Eastern Europe, Coface, <http://www.coface.ro/Stiri-Publicatii/Publicatii/Europa-Centrala-si-de-Est-Barometru-insolvente-companii-Iunie-2015>, lekérdezés időpontja: 2015. szeptember 20.
155. SMITH, R. – WINAKOR, A. (1935): Changes in financial structure of Unsuccessful Industrial Corporations. *Bureau of Business Research Bulletin* no. 51, Urbana: University of Illinois Press.

156. SPRINGATE, G.L.V. (1978): Predicting the possibility of failure in a Canadian firm. Unpublished M.B.A. Research project, Simon Fraser University, January. In: *Insolvency Prediction*, E. Sands & Associates Inc. [www.sands-trustee.com/insolart.htm](http://www.sands-trustee.com/insolart.htm), lekérdezés időpontja: 2015. december 17.
157. STEIN, R. M. (2005): The relationship between default prediction and lending profits: Integrating ROC analysis and loan pricing, *Journal of Banking and Finance*, 29. 1213 – 1236. p.
158. SUDARSANAM, S. – LIM, J. (2001): Corporate financial distress and turnaround strategies: an empirical analysis, *British Journal of Management*, 12. 183 –199. p.
159. SUMNER, MARY (2005): Enterprise Resource Planning, Prentice Hall, 185. p.
160. SUN, L. (2007): A re-evaluation of auditors' opinions versus statistical models in bankruptcy prediction, *Review of Quantitative Financial Accountings*, 28. 55 –78. p.
161. SZALAY ZSIGMOND GÁBOR (2009): Menedzsment információs rendszerek gazdasági elemzése, Szent István Egyetem, Gazdálkodás- és Szervezéstudományi Doktori Iskola, Gödöllő.
162. SZELÉNYI LÁSZLÓ (2009): Multivariate methods of econometric, Principal component Analysis, Szent István Egyetem, Gödöllő.
163. SZÉKELYI MÁRIA – BARNA ILDIKÓ (2008): Túlélőkészlet az SPSS-hez, Budapest: Typotex Kiadó, 454. p.
164. THEODOSSIOU, P. – KAHYA, E. – SAIDI, R. – PHILIPPATOS, G. (1996): Financial distress and corporate acquisitions: Further empirical evidence, *Journal of Business Finance and Accounting*, 23(5). 699 –719. p.
165. TINOCO, M. H. – WILSON, N. (2013): Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables, *International Review of Financial Analysis*, 30. 394 –419. p.
166. TSUKUDA, J. – BABA, S. (1994): Predicting Japanese corporate bankruptcy in terms of financial data using neural network. *Computers and Industrial Engineering*, 27. 445-448 in Bellovary, Jody – Giacomino, Don – Akers, Michael (2007): *A review of bankruptcy prediction studies: 1930–present*, *Journal of Finance Education*, 33. 1 –42. p.
167. VAN CAILLIE, D. – ARNOULD, S. (2001): The follow-up of financial value creation indicators to prevent bankruptcies in Belgian SMEs: an empirical multivariate approach, *Acts of the 2001 Babson College Conference*, 1–15. p., letöltés helye: <http://orbi.ulg.ac.be/bitstream/2268/3275/1/Babson.PDF>, lekérdezés időpontja: 2015. szeptember 17.
168. VAN CAILLIE – DIGHAYE, A. (2002): The concept of “Economic Adeed Result”, a new tool to prevent bankruptcy? paper presented at *European Accounting Association Congress*, Copenhagen, 1–30. p. letöltés helye: <http://orbi.ulg.ac.be/bitstream/2268/38181/1/2002%20-%20EAA%20-%20Working%20Paper%20-%20D.Van%20Caillie%20%26%20A.%20Dighaye.PDF>, lekérdezés időpontja: 2015. szeptember 17.
169. VARETO, F. (1998): Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk, *Journal of Banking and Finance*, 22. 1421–1439. p.
170. VERESS József – TIHANYI László (1991): Válságmenedzselés csőd helyett, OMIKK, Budapest. In KRISTÓF TAMÁS (2008): *Gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzése*. PhD-értekezés. Budapesti Corvinus Egyetem Gazdálkodástani Doktori Iskola, Budapest.
171. VERIKAS, A. – KALSYTE, Z. – BACAUSKIENE, M. – GELZINIS, A. (2010): Hybrid and ensemble-based soft computing techniques in bankruptcy prediction: a survey, *Soft Computing*, 14. 995 –1010. p.
172. VIRÁG MIKLÓS – KRISTÓF TAMÁS (2005): Az első hazai csődmodell újraszámítása neurális hálókkal segítségével. *Közgazdasági Szemle*, 52. 144–162. p.

173. VIRÁG MIKLÓS (2004): A csődmodellek jellegzetességei és története, *Vezetéstudomány*, 10. 24–32 p.
174. VIRÁG MIKLÓS (2004a): Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés, Budapest: Aula Kiadó, 148. p.
175. VIRÁG MIKLÓS – KRISTÓF TAMÁS – FIÁTH ATTILA – VARSÁNYI JUDIT (2013): Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés, válságkezelés, Budapest: Kossuth Kiadó, 302. p.
176. WESTGAARD, S. – VAN DER WIJST, N. (2001): Default probabilities in a corporate bank portfolio: A logistic model approach, *European Journal of Operation Research*, 135. 338–349. p.
177. WHITAKER, R. (1999): The early stages of financial distress, *Journal of Economics and Finance*, 23(2). 123–133. p.
178. XU, M. – ZHANG, C. (2009): Bankruptcy prediction: the case of Japanese listed companies, *Review of Accounting Studies*, 14. 534–558. p.
179. YURTKORU, E. S. – AĞAOĞLU, M. – EKMEKÇI, A. K. (2015): The effect of ERP implementation CSFs on business performance: an empirical study on users' perception, *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 210. 35–42. p.
180. ZMIJEWSKI, M.E. (1984) Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models, *Journal of Accounting Research*, 24. (Supplement), 59–82. p.
181. ŽAGER, K. - DEČMAN, N. – SAČER, I. M. (2012): Financial ratio as an evolution instrument of business quality in small and medium-sized enterprises, *International Journal of Management Cases*, 14(4). 373–385. p.
182. ZHANG, G. – HU, Y. M. – PATUWO, B. E. – INDRO, D. C. (1997): Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis, *European Journal of Operational Research*, 116. 16–32. p.

#### **Elektronikus forrás:**

1. ORSZÁGOS KERESKEDELMI JEGYZÉK oldaláról gyűjtött vállalati adatok, [www.onrc.ro](http://www.onrc.ro), letöltés ideje: 2015. május–június.
2. ROMÁN PÉNZÜGYI MINISZTERIUM oldaláról gyűjtött iparági adatok, [www.mfinante.ro](http://www.mfinante.ro), letöltés ideje: 2015. szeptember–október, 2016. március.
3. Román Nemzeti Bank statisztikái, [www.bnr.ro](http://www.bnr.ro), letöltés ideje: 2016. január.
4. Román Statisztikai Hivatal adatai, [www.insse.ro](http://www.insse.ro), letöltés ideje: 2015. szeptember, 2016. január.
5. EUROSTA oldaláról gyűjtött adatok, [www.ec.europa.eu/eurostat/data/database](http://www.ec.europa.eu/eurostat/data/database), letöltés ideje: 2015. szeptember.



**M 2. melléklet****Ábrák**

1. ábra: A pénzügyi teljesítményértékelés folyamatábrája.....	11
2. ábra: A vállalatirányítási információs rendszer fő elemei.....	13
3. ábra: Mutatószámok osztályozása.....	16
4. ábra: A pénzügyi mutatók csoportosítása.....	16
5. ábra: A vállalat életútja pénzügyi szempontból.....	24
6. ábra: A KKV-szektor rossz hiteleinek aránya az összhitelekből.....	42
7. ábra: Fizetésektelen vállalatok eloszlásának alakulása 2010–2014 között.....	48
8. ábra: A neurális háló felépítése.....	58
9. ábra: ROC-görbe.....	60
10. ábra: Logisztikus regressziós modell ROC-görbéje.....	74
11. ábra: A neurális hálómodell ROC-görbéje.....	76
12. ábra: A főkomponensen alapuló logisztikus regressziós modell ROC-görbéje.....	85
13. ábra: A főkomponens alapú neurális hálómodell ROC-görbéje.....	87

**M 3. melléklet****Táblázatok**

1. táblázat: Fontosabb mérföldkövek a vállalati csődelőrejelzés történetében.....	32
2. táblázat: A vállalatoknak nyújtott hitelek besorolása Romániában, a bankok részéről.....	44
3. táblázat: A vállalatoknak nyújtott hitelek besorolása Romániában, nem banki intézetek részéről.....	44
4. táblázat: Az árbevétel eloszlása – KKV árbevételaránya az összes vállalati árbevételből.....	45
5. táblázat: A közép-kelet-európai helyzet.....	45
6. táblázat: Vállalatok száma 1000 lakosra vetítve.....	46
7. táblázat: Fizetésektelen vállalatok számának alakulása.....	46
8. táblázat: Fizetésektelen vállalatok fontosabb pénzügyi mutatói 2010–2014-es időszakban.....	47
9. táblázat: Fizetésektelen vállalatok számának alakulása iparági besorolás szerint.....	47
10. táblázat: Fizetésektelen vállalat 1000 aktív vállalatra eső aránya, iparági bontásban.....	48
11. táblázat: A teljes minta eloszlása – évekre bontva.....	52
12. táblázat: A teljes minta eloszlása iparági szerint.....	52
13. táblázat: A csődbe jutott vállalatok eljárásindításának évek szerinti eloszlása.....	53
14. táblázat: A minta alkalmazottak száma szerinti ismertetése.....	53
15. táblázat: Klasszifikációs táblázat.....	57
16. táblázat: A mintában szereplő vállalatok mérlegfőösszegének értékei (lej).....	62
17. táblázat: A mintában szereplő vállalatok nettó árbevételének értékei (lej).....	62
18. táblázat: A két csoport iparági besorolás szerinti fő pénzügyi mutatóinak átlagértékei.....	63
19. táblázat: A mérlegfőösszeg alapadatai a két minta esetében.....	64
20. táblázat: Az árbevétel alapadatai a két minta esetében.....	64
21. táblázat: Forgótőke és idegentőke átlagértékei és aránya.....	65
22. táblázat: Likviditási mutatók átlagértékei.....	66
23. táblázat: Vállalati hitelek állománya és alakulása.....	67
24. táblázat: Saját tőke és idegen tőke aránya, alakulása.....	67
25. táblázat: Rövid távú tartozások aránya az összes tartozásban – átlag %.....	67
26. táblázat: A vállalati minta cash flow mutatóinak átlagértékei.....	68
27. táblázat: Összes jövedelem és költségek átlagértékeinek alakulása.....	69
28. táblázat: ROA-mutató alakulása – átlagérték.....	69
29. táblázat: A minta összetétele – logisztikus regresszió esetében.....	70
30. táblázat: A logisztikus regressziós modell változói.....	71

31. táblázat: A kezdő logit modell konstans becslése és Wald tesztje.....	71
32. táblázat: Logit modell illeszkedése Cox-Snell $R^2$ és Nagelkerke $R^2$ .....	71
33. táblázat: Logit modell illeszkedése (Hosmer–Lemeshow teszt) .....	72
34. táblázat: A logit modell klasszifikációs táblája.....	72
35. táblázat: A cut value különböző értékei és a találati arány .....	72
36. táblázat: A logisztikus regressziós modell paraméterei .....	73
37. táblázat: A logisztikus regressziós modellben szereplő változók átlagértékei.....	74
38. táblázat: A minta összetétele neuronháló esetében .....	75
39. táblázat: A neuronhálók felépítése és a találati arány .....	75
40. táblázat: A végső neuronmodell változóinak fontossága a modellben .....	76
41. táblázat: A neurális hálómodellben szereplő változók átlagértékei .....	77
42. táblázat: KMO- és Bartlett-teszt értékei .....	78
43. táblázat: A főkomponensek saját értékei és relatív fontosságuk.....	78
44. táblázat: A változók és a főkomponens forgatott korrelációs együtthatói .....	80
45. táblázat: A főkomponensekből álló klasszifikációs tábla értékei.....	81
46. táblázat: A főkomponenseket tartalmazó logisztikus regressziós modell paraméterei .....	81
47. táblázat: A cut value különböző értékei és a találati arány csak főkomponenseket tartalmazó modell esetében .....	82
48. táblázat: A modell magyarázó ereje főkomponens alapú logisztikus regresszió esetében ....	82
49. táblázat: Főkomponens alapú logisztikus regresszió modell klasszifikációs táblázata.....	83
50. táblázat: A cut value különböző értékei és a találati arány .....	83
51. táblázat: A főkomponensen alapuló logisztikus regressziós modell változói .....	83
52. táblázat: Kereskedelmi követelés árbevétel aránya.....	84
53. táblázat: A főkomponens alapú logisztikus regressziós modell paraméterei.....	84
54. táblázat: Főkomponensen alapuló neurális hálómodellek átlag találati értékei .....	85
55. táblázat: Főkomponensen alapuló neurális hálómodellek klasszifikációs táblázata.....	86
56. táblázat: Főkomponens alapú neurális hálómodellek változóinak hozzájárulása .....	86
57. táblázat: A végső modellek találati értékei .....	87
58. táblázat: Gazdasági változók hatása a logisztikus regressziós modellre.....	91
59. táblázat: Makrogazdasági változókat tartalmazó logisztikus regressziós modell .....	92

## M 4. melléklet

A vállalatok besorolása TEÁOR-kód alapján történt, 10 ágazatba csoportosítva.

Ágazat – kódja	Az ágazatba tartozó iparágak
Élelmiszeripar – <b>Élelm.</b>	Italgyártás, élelmiszeripar
Építőipar – <b>Épit.</b>	Épületek építése, egyéb építmények építése, speciális szaképítés
Fafeldolgozó ipar – <b>Fa.</b>	Fafeldolgozás, bútorgyártás
Kereskedelem – <b>Ker.</b>	Gépjármű-kereskedelem, nagykereskedelem, kiskereskedelem
Könnyűipar – <b>Könny.</b>	Textil-, ruházat-, és bőrfeldolgozó ipar, cipőgyártás, papírgyártás, nyomdaipar
Mezőgazdaság – <b>MEH.</b>	Mezőgazdaság, erdészet, halászat
Nehézipar – <b>Neh.</b>	Bányászat és a hozzá tartozó szolgáltatás, koks-, kőolaj-feldolgozás, gyógyszergyártás, gumi-, műanyag termék gyártása, ásványi termék gyártása, fémalapanyag-gyártás, fémfeldolgozás
Szállítás – <b>Szall.</b>	Szárazföldi, vízi-, légiszállítás, raktározás, postai, futárpostai tevékenység
Egyéb szolgáltatások – <b>Szole.</b>	Ipari gépek, berendezések javítása, víztermelés, -kezelés, -ellátás, szennyvíz szolgáltatás
Turizmus – <b>Tur.</b>	Szálláshely-szolgáltatás, vendéglátás

Forrás: Romániában érvényes TEÁOR-kódok alapján, saját szerkesztés

## M 5. melléklet

A dolgozatban használt vállalati pénzügyi mutatók és azoknak számítási módszere.

**a) Jövedelmezőségi mutatók (var1 – var 10):**

**var1: Eszközarányos nyereség (Return on Assets)** – azt mutatja, hogy a vállalat mekkora eredményt ért el az összes eszköz viszonylatában. A ROA esetben is érdemes lehet az átlagos mérlegfőösszeghez viszonyítani.

$$ROA = \frac{\text{Adózott eredmény}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var1\_1: Eszközarányos nyereség (Return on Assets)** – átlagos mérlegfőösszeget véve alapul

$$ROA = \frac{\text{Adózott eredmény}}{\text{Átlagolt mérlegfőösszeg}}$$

**var2: Vagyonarányos EBIT-mutatót** – gyakran alkalmazzák csődelőrejelző modellek esetében (Bellovary et al. 2007). Az EBIT-tel való helyettesítés (vagyonarányos EBIT) eltérő eredményhez vezethet, mivel az adózási politika vállalatonként változik, hasonló tapasztalata volt Arutyunjan vizsgálatának is a ROA esetében (Arutyunjan, 2002).

$$ROA = \frac{\text{EBIT}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var2\_1: Vagyonarányos EBIT** azon változata, amelyben a mérlegfőösszeg átlagértékkel szerepel

$$ROA = \frac{EBIT}{\text{Átlagolt mérlegfőösszeg}}$$

**var2\_2: Vagyonarányos EBIT**, ahol az EBIT értéke adómegetakarítással korrigálva van

$$ROA = \frac{EBIT - (\text{adó} + \text{adómegetakarítás})}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var2\_3: Vagyonarányos EBITDA**, a mérlegfőösszeg átlagértékkel szerepel

$$ROA = \frac{EBITDA}{\text{Átlagolt mérlegfőösszeg}}$$

**var2\_4: Vagyonarányos EBITDA**

$$ROA = \frac{EBITDA}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var3: Eszközarányos üzleti eredmény**

$$\frac{\text{Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var3\_1: Eszközarányos üzleti eredmény**, a mérlegfőösszeg átlagértékkel szerepel

$$\frac{\text{Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye}}{\text{Átlagolt mérlegfőösszeg}}$$

**var4: Árbevétel-arányos nyereség (Return on Sales)**, a vállalat nettó nyereségét viszonyítja az árbevétel nagyságához.

$$ROS = \frac{\text{Adózott eredmény}}{\text{Nettó árbevétel}}$$

Alkalmazásánál figyelembe kell vennünk azt, hogy a jövedelmezőség iparáganként változik, valamint függ attól, hogy az illető vállalat milyen versenykörnyezetben tevékenykedik (Harrington, 1995). Továbbá azt is figyelembe kell venni, hogy a vállalat gazdasági ciklusok esetében a ciklus mely szakaszában helyezkedik el.

**var4\_1: Az árbevétel-arányos üzemi eredmény**

$$ROS = \frac{\text{Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye}}{\text{Nettó árbevétel}}$$

**var4\_2: Árbevétel-arányos adózás utáni eredmény**, ebben a változatban az adózás utáni eredményt korrigáltam az adómegetakarítás nagyságával figyelembe véve a kamatköltségeket. A statisztikai futtatásokat követően ez a mutató nem mutatott szignifikáns különbséget. A fizetésektelen vállalati minta esetében is a kamatköltségek hasonlóak voltak az egészséges vállalati csoporttal, illetve sok esetben nem is volt kamatköltség a fizetésektelen társaságok esetében.

$$ROS = \frac{\text{Adózás utáni eredmény} + (1 - \text{adókulcs}) \cdot \text{kamatköltségek}}{\text{Nettó árbevétel}}$$

**var5: Tőkearányos nyereség (Return on Equity)** – a vállalat saját tőkére jutó eredményét mutatja. A tőkearányos nyereségmutató számításánál vigyázni kell arra, hogy a negatív saját tőke és negatív eredmény torzít, a negatív számláló és nevező magas pozitív értéket eredményezhet. Ez a helyzet főleg csődbe ment társaságok esetében fordul elő gyakran. Számításánál javasolt a korlátozó feltételrendszer felállítás.

$$\text{ROE} = \frac{\text{Adózott eredmény}}{\text{Saját tőke}}$$

**var6: Árbevétel-arányos EBIT**

$$\frac{\text{EBIT}}{\text{Nettó árbevétel}}$$

**var6\_1: Árbevétel-arányos EBITDA**

$$\frac{\text{EBITDA}}{\text{Nettó árbevétel}}$$

**var7: Forgótőke-arányos árbevétel**

A forgótőkét pontosabban lehet számolni, ebből kifolyólag módosítani is könnyebb, hogy jobban lássuk az értékesítési forgalomban bekövetkező átmeneti ingadozást, ugyanakkor a nettó forgótőke alakulásának hatása van a vállalati likviditásra.

$$\frac{\text{Nettó árbevétel}}{\text{Nettó forgótőke}}$$

**var7\_1: Átlagos forgótőke-arányos árbevétel**

$$\frac{\text{Nettó árbevétel}}{\text{Átlagolt nettó forgótőke}}$$

**var8: Nettó haszonkulcs** – megmutatja, hogy árbevételünk mekkora része válik nyereséggé.

$$\frac{\text{EBIT} - \text{Adófizetés}}{\text{Árbevétel}}$$

A nettó haszonkulcs adózás utáni eredményének és az értékesítés nettó árbevételének hányados számítása esetében figyelmen kívül hagyjuk a nyereségnek azt a részét, amelyet a vállalat a hitelezőknek fizet ki mint kamatot, ezért ez a mutató nem alkalmazható eltérő tőkeszerkezetű vállalatok esetében. Ezért a vizsgálat során érdemesebb ennek a korrigált változatát alkalmazni.

**var8\_1: Adómeztakarítással korrigált nettó haszonkulcs**

Vállalatok összehasonlításánál érdemes arra is figyelni, hogy mennyi kamatot fizetnek, mert magas kamatfizetés esetében alacsonyabb a kifizetésre kerülő adó nagysága. Ezért érdemes figyelembe venni a kamatokból származó adómeztakarítást (kamatfizetés · adókulcs).

$$\frac{\text{EBIT} - (\text{adó} + \text{adómeztakarítás})}{\text{Árbevétel}}$$

**var9: Bérarányos eredmény**

$$\frac{\text{Üzemi (üzleti) eredmény}}{\text{Személyi jellegű ráfordítások}}$$

**var10: Eszközarányos forgótőke**

$$\frac{\text{Forgótőke}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var10\_1: Eszközarányos forgótőke** – a mérlegfőösszeg átlagértékkel szerepel

$$\frac{\text{Forgótőke}}{\text{Átlagolt mérlegfőösszeg}}$$

**b) Hatékonysági mutatók (var11 – var 13)**

**var11: Eszközarányos árbevétel** – arra ad választ, hogy egy termelő szervezet, vállalat milyen mértékben használja ki eszközeit.

$$\frac{\text{Nettó árbevétel}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

A mutató magas értéke azt mutatja, hogy a vállalat közel teljes kapacitással dolgozik, s ahhoz, hogy termelését tovább növelje, pótlólagos tőkebevonásra van szüksége.

**var11\_1: Átlagos eszközarányos árbevétel** – azt is figyelembe kell venni, hogy az eszközök értéke egy időszak során változik, ezért alkalmazzuk az év eleji és év végi eszközök átlagát.

$$\frac{\text{Nettó árbevétel}}{\text{Átlagolt mérlegfőösszeg}}$$

**var12: Készletek forgási sebessége**-ének számítása fontos, amikor arra vagyunk kíváncsiak, hogy a vállalatnál milyen gyorsan fordul meg a készlet. Az eredmény azt mutatja, hogy a vizsgált időszak alatt a készletek mekkora százalékát adták el és pótolták.

$$\text{Készletek forgási sebessége} = \frac{\text{Nettó árbevétel}}{\text{Átlagolt készletállomány}} \cdot 365$$

A magas készletek forgási sebességének értéke azt jelenti, hogy a vállalat hatékonyan használja készleteit, alacsony készletértékekkel dolgozik, azonban figyelembe kell venni azt is, hogy milyen iparágban tevékenykedik (pl. ha repülőgépeket gyárt, akkor valószínű, hogy nem tud magas értéket elérni).

**var12\_1: Készletek forgási sebessége** – azon változata, amikor a készletek átlagos állományát az eladott termékek költségével hasonlítjuk össze. A statisztikai elemzések során azonban ez a változó (var12 és var12\_1) kiesett a végső listából, és ennek a fordított alakja bizonyult jobbnak.

$$\text{Készletek forgási sebessége} = \frac{\text{Eladott termékek költsége}}{\text{Átlagolt készletállomány}} \cdot 365$$

**var13: Átlagos beszedési idő** – azt mutatja meg, hogy a vevők milyen gyorsan egyenlítik ki a számláikat. Az alacsony érték a követelések behajtásának hatékonyságát jelzi, azonban ez lehet egy túl szigorú hitelezési politika is. Figyelembe kell venni azt, hogy a versenytársak milyen hitelezési politikát folytatnak. Ennél a mutatónál korrigálni kellett a számláló vagy nevező értékét az ÁFA értékével.

$$\frac{\text{Átlagolt vevőállomány}}{\text{Árbevétel}}$$

**c) Likviditási mutatók (var14 – var21)**

Hitel felvétele esetében vagy hitelnyújtáskor arra vagyunk kíváncsiak, hogy a vállalatnak lesz-e elég pénze, hogy a hitelt visszafizesse. Figyelembe kell vennünk azonban, hogy a likvid eszközök értéke gyorsan változik, ezért a mutatók rövid idő alatt elavulnak. Ezen mutatócsoport fontos a fizetéképítelés előrejelzésében.

**var14: Forgó- és idegentőke aránya**

$$\frac{\text{Forgóeszközök – Rövid lejáratú kötelezettségek}}{\text{Kötelezettségek összesen}}$$

**var15 : Likviditási ráta**

$$\frac{\text{Forgóeszközök}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

A magas érték azt mutatja, hogy a vállalatok jóval nagyobb pénzügyi szabadsággal rendelkeznek, mint azok, amelyeknek a mutatója alacsonyabb. A mutató elfogadott felső értéke 2, azonban a pénzügyi intézetek az 1,8-as értéket is jónak tartják. A magas érték azonban nem jelent feltétlenül jó pénzeszköz-gazdálkodást, hiszen előfordulhat, hogy a forgóeszközök arányában a követelés jóval nagyobb arányban szerepel, mint a többi tétel. A minimálisan elfogadott érték az 1,2, szolgáltató társaságok esetében ennél alacsonyabb érték is elfogadott.

**var15\_1: Likviditási ráta, aktív és passzív tételek korrigálásával**

$$\frac{\text{Forgóeszközök + Aktív időbeli elhatárolás}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek + Passzív időbeli elhatárolás}}$$

**var16: Likviditási gyorsráta**

A likviditás második fokának kiszámítása kihagyja a forgóeszközökből a készleteket tekintettel arra, hogy ezek nehezen vagy sokkal alacsonyabb értéken tehetők pénzzé (Fabozzi–Peterson, 2003). A mutató elfogadott értéke 1 és 0,8 közötti (Borszéki, 2000).

$$\frac{\text{Forgóeszközök – Készletek}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

**var16\_1: Likviditási gyorsráta, aktív és passzív tételek korrigálásával**

$$\frac{\text{Forgóeszközök – Készletek + Aktív időbeli elhatárolás}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek + Passzív időbeli elhatárolás}}$$

**var17: Pénzhányad**, akkor alkalmazható, amikor arra vagyunk kíváncsiak, hogy a vállalat forgó eszközei között a gyorsabban pénzzé tehető mennyire fedik a rövid lejáratú kötelezettségeit. A mutató elvárt értéke el kell érje a 20%-ot (Jacobs–Oestreicher, 2000).

$$\frac{\text{Pénzeszközök} + \text{Rövid távú pénzügyi befektetések}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

**var18: Készpénz-likviditás**

$$\frac{\text{Pénzeszközök}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

**var19: Dinamikus likviditás**

$$\frac{\text{Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye}}{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

**var20: Vevők és szállítók aránya** – e mutatót azért tartottam fontosnak, mivel a kis- és közepes vállalatok gyakran használják a kereskedelmi hitelt, mint finanszírozási forrást, amikor a banki finanszírozás nem elérhető. Ugyanakkor a vevőköveteléseket felhasználhatják vevőik megtartására is, ha hosszabb fizetési határidőt biztosítanak. A kereskedelmi hitellel foglalkozó irodalom szerint a fizetési nehézségekkel küszködő vállalatok gyakran biztosítanak hosszabb fizetési időszakot a vevőknek, ugyanakkor hosszabb fizetési időt kérnek a beszállítóktól (Altman et al., 2010).

$$\frac{\text{Vevőkövetelések}}{\text{Szállítói kötelezettségek}}$$

**var20\_1: Átlag-vevőállomány és átlag-szállítók állományának aránya**

$$\frac{\text{Átlagolt vevőkövetelések}}{\text{Átlagolt szállítói kötelezettségek}}$$

**var21: Forgótőke-lekötése** – e mutató a forgótőke lekötését jelzi a készletek arányában, ez a mutató főleg termelő egységek esetében alkalmazható, tekintettel arra, hogy a szolgáltató társaságok készletállománya csekély szokott lenni.

$$\frac{\text{Készletek}}{\text{Forgóeszközök – rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

**var21\_1: Átlagos forgótőke lekötése**

$$\frac{\text{Készletek átlagos állománya}}{\text{Átlagolt (Forgóeszközök – rövid lejáratú kötelezettségek)}}$$

**d) Adósságmutatók (var22 – var28, var52)**

A vállalatok gyakran vesznek fel hiteleket tevékenységük finanszírozására. Hitelfelvétel esetén a részvényesek, tulajdonosok a hitelezők után jutnak pénzhez. A hitelfelvétel pénzügyi tőkeáttételt hoz létre.

Az adósságmutatók esetében azon pénzügyi mutatókat vesszük figyelembe, amelyek az összes kötelezettséget vagy csak a hosszú távú kötelezettséget viszonyítják az eszközökhöz vagy a



tulajdonosok tőkéjéhez. Hitelezők szempontjából fontos mutatók. A fizetéseképtelen társaságok esetében ez a mutatócsoport szintén fontos súllyal bír az előrejelzésekben.

**var22: Idegen tőke és összes eszközök aránya** az adósság mérésének legegyszerűbb formája.

$$\text{Idegen tőke és összes eszköz aránya} = \frac{\text{Összes kötelezettség}}{\text{Összes eszköz}}$$

**var22\_1: Idegen tőke és összes eszközök aránya**, átlagértékekkel számolva

$$\text{Idegen tőke és összes eszköz aránya} = \frac{\text{Kötelezettségek átlagos állománya}}{\text{Átlagolt mérlegfőösszeg}}$$

**var23: Saját vagyon aránya**

$$\frac{\text{Saját tőke}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var23\_1: Saját vagyon aránya**, átlagértékekkel számolva

$$\frac{\text{Saját tőke átlagértéke}}{\text{Átlagolt mérlegfőösszeg}}$$

**var24: Hosszú távú eladósodottság**

$$\frac{\text{Hosszú távú eladósodottság}}{\text{Saját tőke + Hosszú távú kötelezettségek}}$$

**var25: Befektetett eszközök saját finanszírozása (fedezeti mutató)**

$$\frac{\text{Saját tőke}}{\text{Befektetett eszközök}}$$

**var25\_1: Befektetett eszközök saját finanszírozása**, átlagolt értékekkel számolva

$$\frac{\text{Saját tőke átlagolt állománya}}{\text{Befektetett eszközök átlagolt állománya}}$$

**var26: Az EBIT és a kamatköltség aránya**, ez a változó is kimaradt a modellezésből, az alapvető statisztikai futtatásokat követően a két vállalati csoport átlagértékei nem tértek el szignifikánsan.

$$\frac{\text{EBIT}}{\text{Kamatköltségek}}$$

**var27: Rövid lejáratú kötelezettségek aránya**

$$\frac{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek}}{\text{Források összesen}}$$

**var27\_1: Rövid lejáratú kötelezettségek aránya**, átlagolt értékekkel számolva

$$\frac{\text{Rövid lejáratú kötelezettségek átlagolt állománya}}{\text{Források összesen átlagolva}}$$

**var28: Eredménytartalék aránya** – a vállalat profithalmozó képességét mutatja meg ; minél magasabb a mutató értéke, annál kisebb a csődbe jutás/fizetéseképtelenség valószínűsége.

$$\frac{\text{Eredménytartalék}}{\text{Források összesen}}$$

**var28\_1: Eredménytartalék aránya**, átlagolt értékkel számolva

$$\frac{\text{Eredménytartalék átlagolt állománya}}{\text{Források összesen átlagolva}}$$

**var52: Tartozások lefedettsége**, azt mutatja meg, hogy a saját tőke értéke mennyire fedi a rövid és hosszú távú kötelezettségek értékét

$$\frac{\text{Saját tőke}}{\text{Rövid távú tartozások + Hosszú távú tartozások}}$$

**e) Cash flow mutatók (var29 – var34, var45, var46, var46\_1, var47, var48, var49)**

A cash flow alapú mutatók alkalmazása a 2000-es évektől kezdődően szélesedett ki, és mai napig is gyakran alkalmazott változó a modellalkotások esetében (Salmi et al.,1990, Bellovary et al. 2007). A cash flow számításánál a bruttó cash flow, illetve a működési cash flow képleteit alkalmaztam (Brealey–Myers, 1999):

$$\begin{aligned} \text{Bruttó cash flow vagy Cash Flow} &= \text{Adózott eredmény} + \text{Értékcsökkenési leírás} \\ \text{Működési cash flow} &= \text{Bruttó cash flow} - \text{Működő tőke változása} \end{aligned}$$

**var29: Árbevétel-arányos cash-flow**

$$\frac{\text{Cash Flow}}{\text{Árbevétel}}$$

**var30: Dinamikus jövedelmezőségi ráta 1**

$$\frac{\text{Cash Flow}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var30\_1: Dinamikus jövedelmezőségi ráta 1**, átlagolt értékkel számolva

$$\frac{\text{Cash Flow}}{\text{Mérlegfőösszeg átlagolt}}$$

**var31: Sajáttőke-arányos cash flow**

$$\frac{\text{Cash Flow}}{\text{Saját tőke}}$$

**var31\_1: Saját tőke arányos működési cash-flow** – ennél a mutatónál is fontos volt felállítani egy kritériumrendszert, mivel mindkét érték lehet negatív egy időben, így a változó végső értéke pozitívvá válik, torzítva ezáltal az eredményt.

$$\frac{\text{Működési Cash Flow}}{\text{Saját tőke}}$$

**var32: Idegen tőke arányos cash-flow**, szerepel a Fulmer modellben.

$$\frac{\text{Cash Flow}}{\text{Kötelezettségek}}$$

**var32\_1: Idegentőke-arányos cash-flow, átlagolt értékkel számolva**

$$\frac{\text{Cash Flow}}{\text{Kötelezettségek átlagolva}}$$

**var33: Forgótőke-arányos cash-flow**

$$\frac{\text{Cash Flow}}{\text{Forgóeszközök – Rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

**var34: Kamatfedezeti mutató** – ez a mutató is kimaradt az elemzés elején, mivel a két csoport között nem mutatott szignifikáns eltérést

$$\frac{\text{Cash Flow}}{\text{Kifizetett kamatok}}$$

**var45: Működési cash flow és nettó árbevétel aránya**

$$\frac{\text{Működési Cash Flow}}{\text{Nettó árbevétel}}$$

**var46: Működési cash flow és mérlegfőösszeg aránya**

$$\frac{\text{Működési Cash Flow}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var46\_1: Működési cash flow és átlagolt mérlegfőösszeg aránya**

$$\frac{\text{Működési Cash Flow}}{\text{Mérlegfőösszeg átlagolva}}$$

**var47: Működési cash flow és összes tartozások aránya**

$$\frac{\text{Működési Cash Flow}}{\text{Tartozások összesen}}$$

**var48: Működési cash flow és hosszú távú tartozások aránya** – ez a mutató is kimaradt az elemzés elején, mivel a két csoport között nem mutatott szignifikáns eltérést, illetve a kiugró értékek csonkolással sem voltak korrigálhatóak

$$\frac{\text{Működési Cash Flow}}{\text{Hosszú távú tartozások}}$$

**var49: Működési cash flow és rövid távú tartozások aránya**

$$\frac{\text{Működési Cash Flow}}{\text{Rövid távú tartozások}}$$

**f) Más pénzügyi mutatók (var35 – var39, var43, var44 )**

A vállalat mérete is befolyásolja a vállalat fizetőképességét, ennek méréséhez két mutatót alkalmaztam. Az első a mérlegfőösszeg nagysága. A szakirodalom szerint a vállalat méretének hatása van a csődbejutás valószínűségére. A vállalati méret és a csődbe jutás valószínűsége között U forma alakul ki. A kis vállalatok csődbe jutásának valószínűsége magasabb, tekintettel arra, hogy érzékenyebbek a sokkhatásokra, amelyekkel szembesülnek. A vállalatok növekedése is növeli a csődbekövetkezés valószínűségét, abban az esetben, ha a növekedést követően a szervezeti felépítés nem elég rugalmas. Ebben az esetben problémák merülhetnek fel a vezetés, az alkalmazottak követésével, illetve ellenőrzésével kapcsolatosan (Rommer, 2005). Ugyanakkor a növekedésnek finanszírozási kérdései is vannak. A nem megfelelő, agresszív növekedés pótlólagos finanszírozást követel, amely adott esetben túlzottan megterhelhető lehet a vállalat számára.

**var35: A mérlegfőösszeg nagysága** – a változó értékének kiszámításánál a mérlegfőösszeg természetes alapú logaritmusát vettem alapul

$$\ln(\text{mérlegfőösszeg})$$

**var36: Az árbevétel éves nagysága** – az árbevétel természetes alapú logaritmusát vettem számítási alapnak

$$\ln(\text{árbevétel})$$

**var37: Az árbevétel növekedési üteme** – egy olyan mutató, amely különbözhet a két vállalatcsoport esetében. Az alkalmazott számítási képlete a következő:

$$\frac{\text{Árbevétel}_{n+1} - \text{Árbevétel}_n}{\text{Árbevétel}_n}$$

**var38: Szállítói tartozás és rövid távú tartozás aránya**

$$\frac{\text{Szállítói tartozás}}{\text{Rövid távú tartozás}}$$

**var38\_1: Szállítói tartozás és rövid távú tartozás aránya** – átlagolt értékkel számolva

$$\frac{\text{Szállítói tartozás átlagolt állománya}}{\text{Rövid távú tartozás átlagolt állománya}}$$

**var39: Vevői követelések a mérlegfőösszeg arányában**

$$\frac{\text{Vevői követelés}}{\text{Mérlegfőösszeg}}$$

**var39\_1: Átlagolt vevői követelések a mérlegfőösszeg arányában,** átlagolt értékekkel számolva

$$\frac{\text{Vevői követelés átlagolt állománya}}{\text{Mérlegfőösszeg átlagolt állománya}}$$

**var40: Készletek forgási ideje**

$$\frac{\text{Készletek átlagolt állománya}}{\text{Nettó árbevétel}} \cdot 365$$

**var40\_1: Készletek forgási ideje**

$$\frac{\text{Készletek átlagolt állománya}}{\text{ELÁBÉ}} \cdot 365$$

**var41: Követelések forgási ideje**

$$\frac{\text{Átlagos kereskedelmi követelés}}{\text{Árbevétel}} \cdot 365$$

**var42: Kereskedelmi tartozások forgása**

$$\frac{\text{Kereskedelmi tartozások átlagos állománya}}{\text{ELÁBÉ}} \cdot 365$$

**var42\_1: Kereskedelmi tartozások forgása,** ÁFÁ-val korrigált árbevétel

$$\frac{\text{Kereskedelmi tartozások átlagos állománya}}{\text{Árbevétel}} \cdot 365$$

**var43: Pénzkonverzió-ciklus (Cash Conversion Cycle – CCC)**

Készletek forgási ideje + Vevői követelések forgási ideje – Kereskedelmi tartozások ideje

**var44: Nettó kereskedelmi ciklus (Net trade cycle – NTC),** hasonló a CCC-mutatóhoz, csak a nevezőben a korrigált árbevétel szerepel.

Készletek forgási ideje + Vevői követelések forgási ideje – Kereskedelmi tartozások ideje

**var50: A tartozások és nettó árbevétel aránya** mutató egészséges vállalatok esetében egységnél kisebb kell legyen, tekintettel arra, hogy az árbevétel értékéből mint jövedelem fizeti a vállalat minden költségét. Fizetésképtelen vagy csődbe ment társaságok esetében ez a mutató nagy valószínűséggel 1 feletti értékkel rendelkezik, amiből arra következtethetünk, hogy a vállalat nem képes tartozásainak fedezésére elég mennyiségű árut eladni.

$$\frac{\text{Tartozások}}{\text{Árbevétel}}$$

**var51: Pénzállomány fedezeti rátája (Cash Coverage Ratio – CCR)**

$$\frac{\text{Árbevétel} - \Delta \text{Követelések} + \Delta \text{Passzív időbeli elhatárolás}}{\text{Működési költség} + \text{Pénzügyi költség} - \text{Amortizáció}} \cdot 365$$

